



**Titre:** Contrôle d'un réacteur de blanchiment à l'aide d'un contrôleur adaptatif à modèles pondérés  
Title:

**Auteur:** Jean-François Hamelin  
Author:

**Date:** 2000

**Type:** Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

**Référence:** Hamelin, J.-F. (2000). Contrôle d'un réacteur de blanchiment à l'aide d'un contrôleur adaptatif à modèles pondérés [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/8733/>  
Citation:

 **Document en libre accès dans PolyPublie**  
Open Access document in PolyPublie

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/8733/>  
PolyPublie URL:

**Directeurs de recherche:**  
Advisors:

**Programme:** Non spécifié  
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

CONTRÔLE D'UN RÉACTEUR DE BLANCHIMENT À L'AIDE D'UN  
CONTRÔLEUR ADAPTATIF À MODÈLES PONDÉRÉS

JEAN-FRANÇOIS HAMELIN  
DÉPARTEMENT DE GÉNIE CHIMIQUE  
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION  
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES  
(GÉNIE CHIMIQUE)

JANVIER 2000



National Library  
of Canada

Acquisitions and  
Bibliographic Services

395 Wellington Street  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada

Bibliothèque nationale  
du Canada

Acquisitions et  
services bibliographiques

395, rue Wellington  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada

*Your file Votre référence*

*Our file Notre référence*

The author has granted a non-exclusive licence allowing the National Library of Canada to reproduce, loan, distribute or sell copies of this thesis in microform, paper or electronic formats.

The author retains ownership of the copyright in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque nationale du Canada de reproduire, prêter, distribuer ou vendre des copies de cette thèse sous la forme de microfiche/film, de reproduction sur papier ou sur format électronique.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

0-612-53579-7

Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL  
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé

CONTRÔLE D'UN RÉACTEUR DE BLANCHIMENT À L'AIDE D'UN  
CONTRÔLEUR ADAPTATIF À MODÈLES PONDÉRÉS

présenté par : HAMELIN Jean-François

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury constitué de :

M. LAFLEUR Pierre G., Ph.D., président

M. PERRIER Michel, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. GENDRON Sylvain, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. EL KADIRI Mohammed, Ph.D., membre

## DÉDICACE

Au grand-père Laurent,  
dont j'ai hérité des plus vilains défauts.

## CITATION

« La culture était jadis ce qui reste quand on a tout oublié:  
elle est maintenant ce qui manque quand on a tout appris. »

Manuel de Corte

## REMERCIEMENTS

J'aimerais avant tout remercier mon directeur de recherche M. Michel Perrier pour m'avoir accepté en maîtrise, dirigé et supporté durant ces deux dernières années. Je désire également remercier mon codirecteur M. Sylvain Gendron de Paprican, source malheureusement sous exploitée de conseils et d'information. Il serait injuste de ne pas remercier aussi celui que j'ai harcelé physiquement et moralement pour tout et pour rien depuis que je le connais, Stéphane Renou. Enfin, je remercie également pour son accueil, ses conseils et sa gentillesse sans égal M. Jean-Pierre Babary, avec qui j'ai effectué deux stages au Laboratoire d'Architecture et d'Analyse des Systèmes de Toulouse.

J'aimerais aussi mentionner certaines personnes avec lesquelles j'ai eu le plaisir de vivre les hauts et les bas de cette École et dont je garde un excellent souvenir : mon bon ami Antoine « Tony, Two Tons, précieuse, chouchoune » Mongrain, Marie-Josée, Hélène, Charles, Lionel, Philippe, Valérie, Sébastien « Martien », fred et d'autres...

Merci enfin à ma famille qui m'a toujours encouragé et surtout à ma copine Karine, ma douce, qui a souffert mes longs discours sur le contrôle des procédés et mon désir toujours aveugle de lui parler de mon projet...

## RÉSUMÉ

Ce travail, entièrement de simulation, a pour objectifs d'implanter une stratégie de contrôle adaptatif sur un réacteur de blanchiment en utilisant le contrôleur adaptatif à modèles pondérés et de définir certaines règles pour aider au choix des paramètres particuliers au contrôleur à modèles pondérés (MWAC).

Le modèle utilisé pour représenter le réacteur de blanchiment utilise les concepts de convection, de dispersion et de réaction chimique pour représenter l'écoulement de la pâte de bois composée majoritairement d'eau, de fibres de bois, de lignine et d'agent de blanchiment, le dioxyde de chlore ( $\text{ClO}_2$ ). Le modèle est obtenu par bilan de masse sur une section d'épaisseur infinitésimale du réacteur pour ces deux dernières substances. Il est composé de deux équations différentielles partielles non linéaires à cause de cinétiques de réaction d'ordre trois. Un tel système, dit parabolique, requiert deux conditions aux limites, lesquelles sont données par les conditions de Danckwerts dont la condition de sortie, un gradient nul des concentrations, est adéquate pour le système simulé.

Ce type de modèle requiert une méthode de simulation adaptée aux systèmes à paramètres répartis. La méthode de collocation orthogonale a permis des simulations rapides du système alors que la méthode par différences finies, plus lourde mais plus fiable, a été utilisée pour obtenir les résultats finaux.

La littérature abondante sur les technologies de blanchiment permet d'identifier les sources des perturbations. La perturbation principale est la variation de la concentration de lignine à l'entrée, qui varie de façon appréciable selon l'origine de la matière première. La réaction entre la lignine et le  $\text{ClO}_2$  est aussi affectée par la température et par la composition de la pâte. Dans le modèle utilisé, ce type de perturbation se traduit par des variations sur les constantes cinétiques. Enfin, le débit de pâte peut être abaissé



grandement pour satisfaire les besoins de la production, ce qui a un effet important sur le retard associé au procédé. Le débit de pâte est donc considéré comme une variable susceptible de subir des variations.

Le réacteur de blanchiment est contrôlé à l'aide du contrôleur adaptatif à modèles pondérés (MWAC). Ce contrôleur utilise une somme pondérée de modèles de premier ordre avec retard pour représenter le procédé. Dans le cas étudié ici, seuls les paramètres de retard et de gain sont adaptés alors que la constante de temps demeure constante. Les valeurs des gains et des retards candidats sont déterminées a priori selon les conditions opératoires possibles du système.

Le contrôleur adaptatif utilise l'inverse de la norme euclidienne de l'erreur entre les différents modèles de premier ordre avec retard et le procédé pour assigner une pondération à chaque modèle. Cette norme est affectée d'un facteur d'oubli pour donner plus d'importance aux données récentes. De plus, l'exposant de la norme de l'erreur peut être augmenté pour accentuer plus rapidement les différences entre les pondérations accordées à chacun des modèles. Finalement, un seuil d'adaptation calculé d'après les valeurs des pondérations permet de décider s'il y aura adaptation. Le calcul de ce seuil pour les systèmes non linéaires comprend un paramètre facilitant l'adaptation en le ramenant vers sa valeur d'origine.

L'erreur intégrale au carré a été utilisée comme critère de performance pour la recherche de valeurs adéquates attribuées aux trois paramètres précédents. De cette analyse, il ressort que le facteur d'oubli a une grande influence sur le retard identifié. Le seuil d'adaptation a, quant à lui, une influence sur les valeurs finales des pondérations.

Plusieurs approches ont été utilisées pour effectuer le contrôle du réacteur de blanchiment, dans chacune d'elles, la variable manipulée était le dioxyde de chlore à

l'entrée. Le contrôleur adaptatif a d'abord été utilisé dans une approche entrée-sortie où la variable contrôlée est la lignine en sortie. Cette approche, comme toutes les approches entrée-sortie utilisées pour fins de comparaisons, souffre d'un problème majeur: le retard du procédé empêche de rejeter rapidement les perturbations sur le système. De plus, la perturbation principale requiert une période de retard complète avant d'être seulement détectée, puis il faut une deuxième période de retard pour que la première action de contrôle résultante ne soit détectée.

Suivant l'hypothèse selon laquelle il n'y a qu'une seule sonde disponible située en sortie, deux autres techniques de contrôle ont été utilisées: le contrôleur de Dahlin et le contrôleur par matrice dynamique. Les résultats de simulation montrent que le contrôleur à modèles pondérés offre de meilleures performances de contrôle pour rejeter des perturbations de grandes amplitudes. De plus, il semble plus robuste face à des perturbations sur le débit et sur les constantes cinétiques.

Finalement, pour le cas où deux sondes sont disponibles, le MWAC a été utilisé à l'intérieur de configurations en cascade et par anticipation. Ces deux approches ont comme principal avantage de réduire de beaucoup le temps requis pour le rejet de perturbation, ce qui permet de réduire l'amplitude des déviations maximales. Les meilleurs résultats de rejet de perturbation de la lignine ont été obtenus en utilisant la commande par anticipation augmentée d'une boucle de rétroaction reliant l'entrée et la sortie du réacteur afin d'annuler l'erreur causée par d'autres types de perturbations.

## ABSTRACT

The objectives of this work were to implement an adaptive control strategy on a bleaching reactor using the Model Weighted Adaptive Controller (MWAC) and also to develop techniques to tune the parameters of the algorithm.

The model selected to represent the bleaching reactor involves convection, dispersion and chemical reaction to model the flow of wood pulp, composed mainly of water, cellulosic fibres, lignin and bleaching agent ( $\text{ClO}_2$ ). The dynamic model is obtained by performing a mass balance on a thin layer of the reactor for the last two substances. The model obtained is a system of two non-linear partial differential equations with the reaction kinetics term being non-linear. Such a system is said to be parabolic and requires two boundary conditions. The Danckwerts boundary conditions, which impose a zero spatial gradient on the exiting concentrations, are used.

This type of model requires a simulation method adapted to distributed parameters systems. The orthogonal collocation method allowed fast simulations whereas the finite differences method is much slower but more reliable for dynamic simulations. This last method was used to provide the final results presented here.

From the abundant literature on bleaching technologies the main disturbance source was identified as the variation of entering lignin concentration. These variations are due to the natural variability of lignin in wood. The reaction involving lignin and  $\text{ClO}_2$  is also affected by temperature and pulp composition. These disturbances are simulated by varying the reaction kinetic constants in the model. Finally, since pulp flow can be reduced to meet production needs, the flow parameter is also considered to show variations.

The bleaching reactor was controlled using the MWAC. This controller uses a weighted sum of first order plus dead time models to represent the process. In the case studied, only the gain and delay parameters were adapted, leaving the process time constant unchanged. All possible values of the gain and delay parameters were determined a priori and form a family of plant candidate models that cover all possible operating conditions.

The adaptive controller uses the inverse of the 2-norm of the prediction error between each candidate model and the process to assign a weight to a particular model. This norm is calculated using a forgetting factor to give more importance to recent data. The prediction error norm may also be raised to a higher exponent to discriminate the different models faster. Finally, an adaptation threshold determined from the weights is used to indicate when adaptation should occur. For non-linear systems, the calculation of this threshold is affected by a drift parameter to allow easier adaptation.

The integral of squared error was used as performance criterion to select values for these three parameters. Because of the non-linear response's shape, the forgetting factor seems to have a great influence on the apparent time delay. It was also seen that the adaptation threshold has an influence on the weights' final values.

Several approaches have been tested to control the bleaching reactor. Each of them used the entering  $\text{ClO}_2$  as the manipulated variable. The adaptive controller was first used in an input-output configuration in which the controlled variable was the exiting lignin concentration. This approach, as well as all input-output approaches, is severely handicapped by the presence of a long process delay in the system. In fact, the disturbance on the entering lignin concentration requires a full delay period before it is detected and then another delay period for the first resulting control move reaches the exit sensor.

Assuming that only one sensor is available, two other input-output techniques were used: the Dahlin controller and the Dynamic Matrix Controller. Simulation results show that the adaptive controller is more robust when disturbances occur on reaction kinetics and pulp flow. The adaptive controller also shows better results for large disturbances entering the reactor.

Finally, in the event that two sensors are available, the MWAC algorithm was used in a cascade and a feedforward configurations. These two approaches have the main advantage of avoiding the long time delay associated to the reactor before rejecting disturbances, therefore reducing the controlled variable deviations from the setpoint. The best control results were obtained using the feedforward configuration added to the original feedback loop to reject disturbances other than lignine concentration.

## TABLE DES MATIÈRES

<b>DÉDICACE</b>	<b>iv</b>
<b>CITATION</b>	<b>v</b>
<b>REMERCIEMENTS</b>	<b>vi</b>
<b>RÉSUMÉ</b>	<b>vii</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>x</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX</b>	<b>xv</b>
<b>LISTE DES FIGURES</b>	<b>xvi</b>
<b>LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS</b>	<b>xvii</b>
<b>CHAPITRE 1: INTRODUCTION</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 2: LE PROBLÈME DE CONTRÔLE</b>	<b>4</b>
<b>2.1 La préparation de la pâte</b>	<b>4</b>
<b>2.1.1 Le blanchiment</b>	<b>6</b>
<b>2.1.2 Les variables mesurées</b>	<b>8</b>
<b>2.1.3 Les perturbations attendues</b>	<b>10</b>
<b>2.2 Le réacteur de délignification</b>	<b>11</b>
<b>2.2.1 Modèle du réacteur</b>	<b>12</b>
<b>2.2.2 Choix des conditions aux limites</b>	<b>15</b>
<b>2.2.3 Influence des conditions limites</b>	<b>18</b>
<b>2.3 Simulation du système</b>	<b>21</b>
<b>2.3.1 Méthode des résidus pondérés</b>	<b>21</b>
<b>2.3.2 La méthode par différences finies</b>	<b>26</b>
<b>CHAPITRE 3: TECHNIQUES DE CONTRÔLE</b>	<b>32</b>
<b>3.1 Les systèmes à retard</b>	<b>33</b>
<b>3.1.1 Le contrôleur de Dahlin</b>	<b>33</b>
<b>3.1.2 Contrôle prédictif par matrice dynamique</b>	<b>35</b>

3.1.3	Le contrôle par anticipation et en cascade	39
3.2	Les systèmes non linéaires	42
3.2.1	La modulation de gain	42
3.2.2	La commande adaptative	43
<b>CHAPITRE 4: LE CONTRÔLEUR ADAPTATIF À MODÈLES PONDÉRÉS</b>		
	(MWAC)	50
4.1	Le fonctionnement du MWAC	51
4.2	Contrôle d'un système linéaire avec le MWAC	57
4.3	Choix des paramètres du contrôleur pour le réacteur de blanchiment	64
4.3.1	Les paramètres du procédé	65
4.3.2	Le facteur d'oubli	75
4.3.3	L'exposant de la norme de l'erreur	76
4.3.4	Le paramètre $T_{leak}$	77
<b>CHAPITRE 5: RÉSULTATS DE SIMULATION</b>		85
5.1	Cas pour une sonde située à la sortie	87
5.1.1	Atteinte de consigne	87
5.1.2	Rejet de perturbation	94
5.2	Cas pour deux sondes	106
5.2.1	Approche par anticipation	107
5.2.2	Approche en cascade	111
<b>CHAPITRE 6: CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS</b>		118
6.1	Conclusions	118
6.2	Recommandations	122
<b>RÉFÉRENCES</b>		123
<b>ANNEXE</b>		128

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Paramètres du procédé en régime permanent.....	30
Tableau 4.1 Paramètres du procédé et du contrôleur .....	58
Tableau 4.2 Paramètres du MWAC .....	65
Tableau 4.3 Résultats d'identification du système perturbé .....	67
Tableau 4.4 Bornes des plages de gain et de retard .....	70
Tableau 4.5 Plages de gain et de retard.....	70
Tableau 4.6 Paramètres retenus.....	84
Tableau 5.1 Paramètres de réglage des contrôleurs .....	86



## LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Séquence de blanchiment DEoDED.....	7
Figure 2.2 Réacteur de délignification.....	12
Figure 2.3 Section infinitésimale du réacteur.....	13
Figure 2.4 Profils spatiaux obtenus avec les deux types de conditions frontières pour un nombre de Péclet $Pe = 10^5$ .....	19
Figure 2.5 Profils spatiaux obtenus avec les deux types de conditions frontières pour un nombre de Péclet $Pe = 10^2$ .....	20
Figure 2.6 Profils spatiaux obtenus avec les deux types de conditions frontières pour un nombre de Péclet $Pe = 10^1$ .....	20
Figure 2.7 Profils temporels pour deux méthodes de simulation différentes.....	29
Figure 2.8 Profil initiaux de concentrations.....	31
Figure 3.1 Coefficients de la réponse à l'échelon.....	36
Figure 3.2 Schéma de commande par anticipation.....	40
Figure 3.3 schéma de commande en cascade.....	41
Figure 3.4 Schéma général de la commande adaptative indirecte.....	44
Figure 3.5 Schéma du MMAC.....	46
Figure 4.1 Boucle de contrôle d'un contrôleur adaptatif par modèles pondérés.....	52
Figure 4.2 Système du premier ordre avec retard, contrôlé par le MWAC et le contrôleur de Dahlin.....	59
Figure 4.3 Évolution des pondérations pendant un échelon sur la consigne pour un procédé linéaire.....	60
Figure 4.4 Évolution de $W(t)$ pour un échelon sur la consigne.....	61
Figure 4.5 Paramètres identifiés par le MWAC.....	62
Figure 4.6 Concentration de lignine pour quatre discrétisations de la plage de gain.....	72
Figure 4.7 Perturbations sur la lignine à l'entrée.....	72
Figure 4.8 Évolution des gains identifiés pour les quatre plages.....	73
Figure 4.9 Évolution des retards identifiés pour les quatre plages.....	74

Figure 4.10 Erreur intégrale pour $\lambda = 0.95$ .....	78
Figure 4.11 Erreur intégrale pour $\lambda = 0.9$ .....	79
Figure 4.12 Erreur intégrale pour $\lambda = 0.85$ .....	80
Figure 4.13 Comparaison de la réponse du procédé à deux modèles linéaires.....	82
Figure 4.14 Retard estimé pour $\lambda = 0.9$ .....	83
Figure 5.1 Position des sondes le long du réacteur.....	87
Figure 5.2 Système contrôlé par le MWAC, changements de consignes .....	88
Figure 5.3 Évolution du gain et du retard .....	90
Figure 5.4 Pondération associée aux retards candidats.....	91
Figure 5.5 Différentes approches de contrôle pour des changements de consigne.....	92
Figure 5.6 Réponse du procédé et de modèles linéaires. ....	94
Figure 5.7 Sortie du réacteur pour des perturbations sur la lignine .....	96
Figure 5.8 Profils de commande et de perturbation sur la lignine .....	97
Figure 5.9 Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur la lignine.....	98
Figure 5.10 Sortie du réacteur pour des perturbations sur le débit .....	100
Figure 5.11 Profils de commande et de perturbation sur le débit .....	101
Figure 5.12 Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur le débit....	102
Figure 5.13 Sortie du réacteur pour des perturbations sur $k_l$ . ....	103
Figure 5.14 Profils de commande et de perturbation sur $k_l$ . ....	104
Figure 5.15 Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur $k_l$ . ....	105
Figure 5.16 Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur $k_c$ .....	106
Figure 5.17 variables contrôlée et manipulées pour le contrôle par anticipation et par rétroaction. ....	109
Figure 5.18 Composantes de la commande $u(t)$ :par anticipation ( $u_{\text{tr}}$ ) et par rétroaction ( $u_{\text{rb}}$ ).....	110
Figure 5.19 Profils de concentration à la sortie du réacteur.....	112
Figure 5.20 Profils des commandes et des perturbations.....	113
Figure 5.21 Profils de concentration à la sortie du réacteur.....	114

Figure 5.22 Profils de commande et de perturbations.....	115
Figure 5.23 différentes approches de contrôle utilisant deux sondes.....	116

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

$a_i(t)$	coefficients de la méthode de collocation
$A$	section de réacteur ( $m^2$ )
$B$	matrice dynamique
$C$	concentration de $ClO_2$
$D$	coefficient de dispersion ( $m^2/min$ )
$D$	retard
$d$	nombre entier de périodes d'échantillonnage dans le retard
$d$	perturbation
$dz$	épaisseur d'une section de réacteur (m)
$e$	erreur de contrôle
$E_{t-1}^r$	erreur de prédiction
$f_i(z)$	fonction de base
$G$	fonction de transfert
$G_c$	contrôleur
$G_d$	fonction de transfert de la perturbation
$G_{ff}$	fonction de transfert du contrôleur par anticipation
$G_p$	procédé
$I$	matrice identité
$J$	fonction objectif
$K$	gain en régime permanent
$k$	indice représentant le temps présent
$k_c$	constante cinétique du $ClO_2$ ( $1/([ \%ClO_2 ]^2 [mg/l]^3 m^3 min)$ )
$k_L$	constante cinétique de la lignine ( $1/([ \%ClO_2 ]^3 [mg/l]^2 m^3 min)$ )
$L$	concentration de lignine (mg/l)
$L_{leak}$	terme borné de modification du seuil d'adaptation
$L_{d,g}$	nombre d'éléments dans les plages de retard et de gain
$\ell$	longueur de réacteur (m)

$M.H$	matrices représentant un système quelconque
$m.n$	exposants de la vitesse de réaction
$m$	horizon de contrôle
$N_p$	degré de polymérisation
$N$	nombre de points de collocation
$N$	nombre de modèles associés au MWAC
$N_E$	nombre d'éléments dans $E^T_{t+1}$
$p$	horizon de prédiction
$P_m(z^{-1})$	modèle global obtenu par pondération des modèles de premier ordre avec retard
$P_N^{(\alpha,\beta)}$	polynôme de Jacobi
$Pe$	nombre de Péclet
$Pr$	probabilité conditionnelle
$q$	trajectoire de premier ordre avec retard
$t$	temps (min)
$r$	vitesse de réaction ( $[ \text{J/m}^3/\text{min} ]$ )
$r_{i,k}$	erreur de prédiction
$R^*$	résidu
$R(z^{-1})$	trajectoire en boucle fermée
$S_{i,k}$	matrice de covariance
$T_{leak}$	terme de modification du seuil d'adaptation
$u$	commande
$u_{ff}$	commande par anticipation
$W_{i,k}$	pondérations
$W(t)$	facteur d'aplanissement
$\hat{y}$	modèle de procédé
$\hat{y}_o$	procédé libre
$y^*$	approximation de $y$

$y^*, y_{sp}$	consigne
$z$	longueur normalisée du réacteur
$z^{-1}$	opérateur retard unitaire
$\alpha, \beta$	paramètres de répartition des points des polynômes de Jacobi
$\alpha_p$	exposant de la fonction de Péclet
$\alpha_d$	paramètre de réglage de la commande DMC modifiée
$\beta(t)$	coefficient de la réponse à l'échelon
$\beta$	pôle du contrôleur
$\Delta t$	période d'échantillonnage
$\Delta u$	commande en variable de déviation
$\Delta z$	longueur d'un élément de réacteur
$\delta$	fonction de Dirac
$\phi$	pôle du procédé de premier ordre avec retard
$\gamma$	gain en régime permanent du MWAC
$\varphi$	exposant de la norme de l'erreur
$\kappa$	terme de suppression de la commande du contrôleur DMC
$\lambda_{leak}$	terme borné de modification du seuil d'adaptation
$\lambda$	facteur d'oubli
$\lambda_{ij}$	dérivées premières des polynômes de Lagrange
$\mu_{ij}$	dérivées secondes des polynômes de Lagrange
$v$	vitesse linéaire de la pâte (m/min)
$\sigma$	termes d'erreur du MWAC
$\tau$	constante de temps du procédé de premier ordre avec retard
$\omega$	pondérations associées aux modèles du MWAC
$\omega$	erreur de modélisation de la commande par matrice dynamique
$\omega_i(z)$	pondération

CSTR	Continuous Steared Tank Reactor
DMC	Dynamic Matrix Control
MMAC	Multiple Model Adaptive Control
MRAC	Model Reference Adaptive Control
MWAC	Model Weighted Adaptive Controller
PID	contrôleur proportionnel intégral dérivé

## CHAPITRE 1: INTRODUCTION

La qualité première d'un papier aux yeux d'un consommateur est d'abord et avant tout sa couleur ou plutôt son absence apparente de couleur: sa blancheur. L'obtention d'une blancheur acceptable est la conséquence d'une suite d'opérations visant soit à masquer la couleur naturellement présente dans le bois, dans le cas des pâtes mécaniques, soit à retirer le principal élément à l'origine de la couleur: la lignine, dans le cas des pâtes chimiques.

Le procédé par lequel la majeure partie de la lignine est retirée du bois, la mise en pâte, colore fortement la lignine et la faible quantité restante suffit à colorer les fibres d'une manière indésirable. Cette lignine colorée demeurée avec les fibres après la mise en pâte est de plus très difficile à retirer et des réactifs plus spécifiques mais plus chers doivent être employés pour y arriver sans détériorer les fibres elles-mêmes.

C'est précisément de l'enlèvement de cette lignine dont il sera question dans ce travail. De plus, ce problème permettra de mettre en évidence les caractéristiques d'un contrôleur adaptatif à modèles pondérés appelé MWAC pour « Model Weighted Adaptive Controller », développé par Sylvain Gendron (1997). L'objectif principal de ce travail est de fournir des outils permettant de choisir au mieux les différents paramètres du contrôleur. Le second objectif est de contrôler une étape importante du blanchiment, appelée traditionnellement la chlorination, à l'aide du MWAC.

L'application d'une stratégie de contrôle améliorée par l'utilisation du MWAC vise deux buts: réduire la variabilité de la blancheur en présence de perturbations et minimiser la quantité de produits de blanchiment utilisés dans le procédé. Cette dernière motivation vient bien sûr du fait que ces produits ont un coût intrinsèque mais aussi du fait que les



règles environnementales sont toujours plus strictes vis à vis des rejets de produits chlorés.

Le contrôleur à modèles pondérés comprend des paramètres permettant d'ajuster la vitesse d'adaptation, l'importance accordée aux données les plus récentes et le seuil d'adaptation. La recherche d'une méthode de réglage vise à déterminer rapidement des valeurs satisfaisantes pour ces paramètres en se basant sur les caractéristiques du système ou de son modèle.

Ce travail utilise un modèle de réacteur faisant appel aux phénomènes de convection, de diffusion et de réaction chimique. Il a été proposé par Perrier dans le rapport annuel du groupe de recherche en science et ingénierie du papier (1995) et repris par Gendron dans sa proposition de recherche auprès de l'institut canadien de recherche en pâtes et papiers du Canada (1995). Ce modèle à paramètres répartis doit être associé à des conditions aux limites dont le choix doit refléter les caractéristiques du système. De plus, la simulation d'un tel système nécessite l'utilisation de méthodes numériques qui peuvent avoir une importance déterminante sur la qualité de la simulation.

Les procédés de génie chimique comptent bon nombre de procédés fortement non linéaires ou mal modélisés dont le contrôle pourrait bénéficier d'une composante adaptative. Les procédés de pâtes et papiers constituent justement un domaine où cette affirmation est particulièrement vrai.

Ce travail, entièrement de simulation, présente d'abord les caractéristiques du procédé au cœur du problème de contrôle. Cette démarche a pour but de comparer les performances du modèle aux observations relatées dans la littérature, d'identifier les perturbations les plus importantes et de déterminer les ressources existantes pour effectuer le contrôle. Le modèle utilisé pour représenter le procédé est ensuite introduit

et deux techniques nécessaires à la simulation des systèmes à paramètres répartis sont détaillées. Ces méthodes sont des approximations et comportent toutes deux des inconvénients et des avantages complémentaires qui justifient leur double emploi: l'une est rapide mais peu précise alors que l'autre est d'une précision et d'une fiabilité beaucoup plus grande mais requiert un temps de simulation important.

Le contrôleur adaptatif à modèles pondérés (MWAC) est ensuite présenté en détails. Ensuite, la démarche ayant permis le choix des paramètres pour les simulations montrées plus loin est présentée suivi de l'analyse de l'influence de ses paramètres sur la performance de contrôle et d'adaptation

Pour terminer, les résultats de simulation en boucle fermée du système à paramètres distribués sont présentés. Les résultats sont présentés selon le nombre de sondes disponibles pour effectuer le contrôle. Les résultats de simulation du MWAC sont comparés au contrôleur par matrice dynamique (DMC), au contrôleur de Dahlin. Finalement, deux approches par anticipation et en cascade faisant intervenir le MWAC sont présentées et comparées à une approche en cascade utilisant une variable contrôlée combinant le chlore et la lignine en sortie.

## CHAPITRE 2: LE PROBLÈME DE CONTRÔLE

La résolution du problème de contrôle du réacteur de blanchiment débute par la compréhension, la modélisation et la simulation du système. La mise en contexte du réacteur comme suite de l'opération de mise en pâte et comme première étape de la séquence de blanchiment permet de mieux comprendre la source des perturbations au système ainsi que le but et les contraintes de la stratégie de contrôle. Ce chapitre présente d'abord une description sommaire des opérations de mise en pâte et de blanchiment. Ensuite, le modèle du réacteur est développé et deux méthodes de simulations utilisées lors de ce projet sont présentées.

### ***2.1 La préparation de la pâte***

Cette section présente quelques caractéristiques de la matière première, le bois, ainsi que les variables mesurables et mesurées qui sont utilisées pour le contrôle du blanchiment. Viennent ensuite les descriptions sommaires des opérations de mise en pâte et de blanchiment.

La matière première traditionnelle de l'industrie des pâtes et papiers est le bois. Le bois est surtout constitué de cellulose, d'hémicellulose et de lignine, mais en des proportions variables selon les espèces utilisées. Les substances utiles du bois pour la fabrication du papier sont deux polymères naturels : la cellulose et l'hémicellulose. La cellulose constitue environ 45 % du bois, tous types confondus; l'hémicellulose constitue 35 % des bois durs et 25 % des bois mous. La lignine, quant à elle, compte pour 21 % des bois durs et pour 25 % des bois mous. On retrouve aussi de 2 à 8 % de substances telles des acides gras, des acides résineux et des phénols que l'on regroupe sous le nom d'extractibles qui sont pour la plupart enlevés durant la mise en pâte (Smook, 1992).

La cellulose est un long polymère à structure linéaire constitué d'anhydroglucose ( $C_6H_{10}O_5$ ) $_{N_p}$ . Elle est caractérisée par un degré de polymérisation ( $N_p$ ) de 3500 monomères à l'état naturel et de 1000 à 1500 après mise en pâte par le procédé Kraft. La cellulose est relativement stable mais devient facilement hydrolysable en milieu acide à cause des groupes hydroxyles situés le long de sa chaîne de carbone. Le degré de polymérisation est un des facteurs de qualité reliés à la force du papier: il importe de le conserver le plus élevé possible (Dence, 1996).

L'hémicellulose est un copolymère à base de plusieurs monomères ayant de cinq à six carbones sur leur chaîne principale. Ce polymère a une structure comportant des réticulations et est caractérisé par un degré de polymérisation beaucoup plus faible que la cellulose, soit de 50 à 300 monomères à l'état naturel. On retrouve aussi des groupes acides et acétyles substitués sur la chaîne de carbone. En milieu alcalin, les groupes acides sont neutralisés et les chaînes latérales sont facilement hydrolysées. L'hémicellulose est aussi plus facilement oxydée en milieu acide et est plus facilement soluble en milieu alcalin à cause de son poids moléculaire plus faible.

La lignine est un copolymère à structure tridimensionnelle qui agit comme ciment entre les fibres de cellulose du bois. Elle doit être dissoute pour permettre la séparation des fibres. Les monomères constituant la lignine comportent des groupes phénols. Certains de ces phénols sont oxydés pour former des quinones qui sont les composés chromophores responsables d'une bonne partie de la couleur de la pâte. Certains ions métalliques forment aussi des composés colorés en réagissant avec ces groupes phénols (Smook 1992). Pour terminer, il faut mentionner que la lignine est une très grosse molécule comportant de nombreux groupes fonctionnels dont les nombreuses fonctionnalités empêchent une modélisation adéquate.

### 2.1.1 Le blanchiment

Une des qualités premières du papier est sans contredit sa blancheur. En effet, dans beaucoup de ses usages domestiques, le papier ou la fibre de cellulose en général, est appréciée par le consommateur pour sa blancheur. Cette caractéristique de la pâte est obtenue différemment selon que le procédé de production soit mécanique ou chimique.

On appelle pâte mécanique la pâte issue d'un procédé au cours duquel les fibres de cellulose sont séparées mécaniquement soit par une meule, dans le cas de billots de bois, soit par un raffineur dans le cas de copeaux. Dans le procédé chimique les fibres sont séparées chimiquement par dissolution de l'élément qui les lie : la lignine. Le bois est utilisé sous la forme de copeaux et l'opération chimique consiste typiquement à cuire ces copeaux dans une solution d'hydroxyde de sodium et de sulfite de sodium à un pH supérieur à 12 pour une période de 0.5 à 3 heures et à une température de 160 à 180 °C. Dans les deux cas, on appelle cette étape de séparation des fibres la mise en pâte.

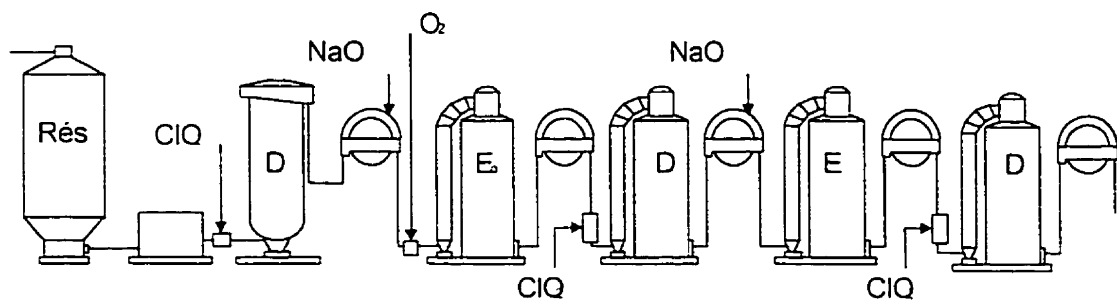
Le résultat de la mise en pâte chimique est un mélange rendu foncé par la lignine qu'elle contient, fortement colorée par l'opération. La pâte est ensuite lavée et on retire ainsi une liqueur noire contenant surtout de la lignine et les résidus de la réaction de mise en pâte. La pâte a alors une blancheur ISO de 62 % alors qu'elle était de 20 % avant la mise en pâte.

L'opération suivant la mise en pâte a pour but d'augmenter la blancheur de la cellulose : c'est l'étape du blanchiment. Pour ce qui est des pâtes mécaniques, la blancheur est obtenue en masquant les composés colorés du bois, grâce à une faible coloration par la lignine. Dans le cas des pâtes chimiques, la lignine est soumise à différents agents réducteurs durant le procédé de mise en pâte et acquiert une couleur foncée indésirable.

La lignine résiduelle est alors impossible à masquer et il faut plutôt l'enlever. Cette opération s'appelle le blanchiment

L'enlèvement de la lignine encore présente après la mise en pâte se fait en plusieurs étapes qui constituent le procédé de blanchiment. On distingue deux sous-sections à ce procédé : en premier lieu la délignification qui a pour but de réduire la quantité de lignine dans la pâte et le brightening dont le but est d'augmenter la blancheur de la pâte. Les variables contrôlées sont donc la lignine, durant la délignification et la blancheur durant le brightening.

La figure 2.1 montre un atelier de blanchiment typique selon les statistiques compilées dans une étude de l'Association Canadienne des Pâtes et Papiers (CPPA) (Pryke 1997). On y présente une séquence de 5 réacteurs précédés d'un réservoir à haute consistance et d'un petit réservoir de mélange. La pâte est soumise en alternance aux opérations d'oxydation au dioxyde de chlore (D) et d'extraction à l'hydroxyde de sodium (E), auquel il est parfois ajouté de l'oxygène ( $E_o$ ). Le réservoir de stockage à haute consistance est précédé par l'opération de mise en pâte. La pâte sortant de la séquence de blanchiment est dirigée vers la machine à papier ou bien elle peut être vendue directement sous forme de pâte.



**Figure 2.1 Séquence de blanchiment DEoDED.**

Sur le procédé montré à la figure 2.1, la délignification est effectuée dans le premier réacteur avec du dioxyde de chlore. Notons qu'il existe parfois une étape de délignification à l'oxygène située avant ce réacteur. Une telle étape permet de réduire les coûts associés aux produits chimiques car le dioxyde de chlore ( $\text{ClO}_2$ ) est beaucoup plus dispendieux que l'oxygène pour un même pouvoir oxydant.

Le blanchiment se fait en plusieurs étapes car la lignine est d'autant plus difficile à retirer que sa concentration baisse. Pour la retirer de façon efficace, il faut procéder à une extraction en milieu alcalin après traitement par un oxydant comme le  $\text{ClO}_2$ . Il est évident que le problème du blanchiment en est un d'optimisation d'une séquence d'opérations sous des contraintes de nature physique (limites d'opération de l'équipement), chimique (cinétiques de réaction) et économiques (coût des réactifs).

### 2.1.2 Les variables mesurées

Pour retirer efficacement la lignine de la pâte, il faut pouvoir la quantifier. Deux substances sont mesurées pour contrôler la concentration de lignine : la lignine elle-même et les produits de blanchiment : les résiduels chimiques. La mesure de la lignine se fait de plusieurs façons et les échelles permettant de représenter le contenu en lignine sont elles aussi nombreuses. De plus, puisque le critère de qualité du papier n'est pas directement son contenu en lignine mais bien sa blancheur, on utilise aussi un test standard pour mesurer la blancheur du papier plutôt que le contenu en lignine.

Le contenu en lignine est obtenue de manière indirecte en observant la consommation d'un oxydant par un échantillon de pâte. Il existe plusieurs mesures selon le test choisi : le nombre de Kappa, le nombre K, le nombre de Roe, le nombre C et le nombre de Klason entre autres. Dans tous les cas, ces tests requièrent un temps d'analyse

relativement long et sont pour la plupart standardisés par la « Technical Association of the Pulp and Paper Industry » (TAPPI).

Les nombres de Kappa (test TAPPI T236) et K sont obtenus par un test dont l'oxydant est le permanganate de potassium alors que les tests permettant de calculer les nombres de Roe (TAPPI 202, retiré) et C (TAPPI 253) utilisent le chlore. Le nombre de Klason (TAPPI T222) est quant à lui une méthode gravimétrique servant à déterminer le résidu obtenu après l'hydrolyse totale des hydrocarbures du bois. Ce test n'est pas d'usage routinier contrairement aux autres mentionnés précédemment, mais est plutôt utilisé en laboratoire. Le nombre de Klason est en fait une mesure directe du contenu en lignine (Biermann 1996).

La blancheur est une mesure de la réflectivité de la pâte en des conditions spécifiques. La blancheur est définie comme la différence entre la réflectivité d'un échantillon et celle d'une surface standard éclairée par une source lumineuse dont la longueur d'onde est de 457 nm. Encore une fois, plusieurs tests sont utilisés, les principales différences étant la nature de la surface standard, l'angle d'illumination et la mesure de la lumière réfléchie (Dence 1996). Les différentes mesures de blancheur sont la blancheur GE (TAPPI T452) et la blancheur ISO (ISO 2469 et CPPA Method E1).

La mesure de la lignine est un problème majeur car les tests de concentration de la lignine prennent plusieurs minutes ce qui ajoute un retard significatif à celui du procédé. Les résiduels chimiques sont quant à eux obtenus par des sondes voltamétriques dont le résultat est disponibles de façon continue.

Dans ce travail, les difficultés associées à une trop basse fréquence de mesure ont été contournées en assumant des mesures de lignine et de résiduels chimiques à chaque période d'échantillonnage. De plus, la concentration de lignine est toujours utilisée



comme variable contrôlée, ce qui suppose une relation fiable entre la concentration de la lignine et la blancheur.

### 2.1.3 Les perturbations attendues

Les effets des perturbations attendues sur le système seront considérées sur quatre variables du modèle. D'abord la perturbation principale est attendue sur la concentration de la lignine à l'entrée du réacteur. Les variations attendues sont de l'ordre de plus ou moins 10 pour cent. Cette limite a été fixée après d'après les variations retrouvées sur une série de données provenant d'un procédé de blanchiment.

Deux autres paramètres sur lesquels des variations sont attendues sont les constantes cinétiques. Il est mentionné dans la littérature que les constantes cinétiques du processus de délignification peuvent varier du simple au double pour un changement de 10 degrés Celsius et qu'elles sont aussi affectées par la composition de la pâte. Par contre, une boucle de régulation de température est généralement en place pour contrôler la température du réacteur. On assumera donc des variations maximales de l'ordre de 20 % dues à la composition. Les variations importantes des constantes cinétiques servent aussi à représenter l'incertitude qui entoure la réaction entre la lignine et le  $\text{ClO}_2$ . Cette réaction est en effet très complexe et aucun modèle réactionnel n'est disponible pour prédire des phénomènes tels la réversion de la couleur.

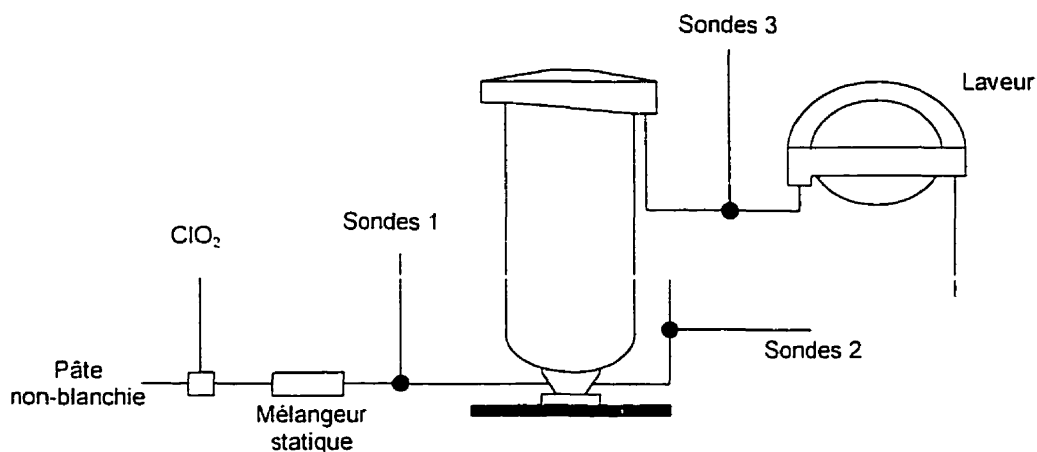
Ensuite, le débit peut varier en fonction des besoins de la production de l'usine à papier. Les augmentations possibles de production sont faibles, l'équipement fonctionnant typiquement près de sa capacité maximum. Par contre, des diminutions de l'ordre de 25% parfois sont considérées pour tenir compte des baisses de la production.

Enfin, notons que des perturbations sur la concentration de  $\text{ClO}_2$  sont possibles. En effet, si la mise en pâte a été incomplète, des morceaux de copeaux et autres contaminants non dégradés peuvent subsister et consommer une partie du  $\text{ClO}_2$ , diminuant de la sorte la quantité disponible pour réagir avec la lignine.

## **2.2 Le réacteur de délignification**

La section qui suit porte sur le réacteur de délignification au dioxyde de chlore. D'abord l'emplacement des sondes sur le réacteur est présenté. Le modèle utilisé pour représenter le réacteur est ensuite développé. Enfin, les méthodes utilisées pour simuler le réacteur sont présentées.

Une part du problème de contrôle du réacteur de blanchiment est la disponibilité des sondes autour du réacteur. On retrouve généralement des sondes près de l'entrée et après la sortie du réacteur. La figure 2.2 montre la disposition possible des sondes près du réacteur de blanchiment.



**Figure 2.2 Réacteur de délignification.**

Les sondes près de l'entrée du réacteur peuvent être situées soit un peu avant le réacteur (sondes 1), soit sur un tube d'échantillonnage (sondes 2) pour augmenter le temps de réaction avant l'échantillonnage. On retrouve aussi dans certains cas des sondes situées après le réacteur (sondes 3) (Brewster, 1993; Dence, 1996). Dans ce travail, on assume la présence de sondes en position 1.2 et 3.

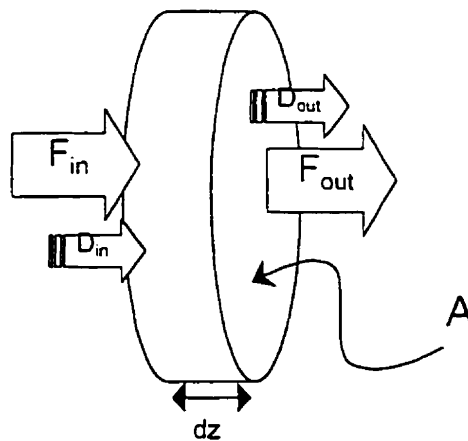
### 2.2.1 Modèle du réacteur

Le réacteur de blanchiment peut être modélisé de plusieurs façons en vue d'obtenir un modèle dynamique. Barrette et Perrier (1995) ont utilisé 5 réacteurs parfaitement mélangés en série pour représenter le réacteur non-idéal. Tessier (1995) a utilisé une série de CSTR suivie d'un réacteur piston puis suivis d'une autre série de CSTR pour reproduire adéquatement la distribution de temps de séjour expérimentale d'un réacteur de blanchiment. Il est aussi possible d'utiliser un modèle non-structuré basé sur des fonctions de Laguerre tel que proposé par Dumont (1990). Perrier (1995) propose

d'utiliser un modèle incluant la convection, la diffusion ainsi que la réaction des composés chimiques.

Le modèle par combinaison de CSTR est une approximation en cinq points du profil de concentration du réacteur. Ce modèle n'a pas les mêmes propriétés fréquentielles et n'est pas basé sur un phénomène physique. Le modèle non-structuré à base de polynômes quant à lui souffre de cette même lacune en plus de n'associer à ces paramètres aucun paramètre physique. Le modèle utilisé est celui admettant les phénomènes de diffusion, de convection et de réaction chimique. Il est obtenu par bilan sur une section du réacteur.

La figure 2.3 montre une section infinitésimale du réacteur de délignification autour de laquelle on peut faire un bilan de masse pour chaque composé.



**Figure 2.3** Section infinitésimale du réacteur.

Les hypothèses formulées au sujet du système sont les suivantes (Levenspiel, 1999) :

- ❖ l'écoulement dans le réacteur peut être décrit par les phénomènes de convection et de diffusion axiale. La dispersion radiale est négligeable:
- ❖ la dispersion axiale peut être décrite par une loi similaire à la loi de Fick:
- ❖ la section d'écoulement est constante.

Ces hypothèses permettent d'écrire le bilan suivant sur la lignine (L) et sur le dioxyde de chlore :

$$\frac{\partial(AdzL)}{\partial t} = FL - F\left(L + \frac{\partial L}{\partial z} dz\right) - DA \frac{\partial L}{\partial z} + DA \frac{\partial}{\partial z} \left(L + \frac{\partial L}{\partial z} dz\right) - Adzr_L(L, C) \quad (2.1)$$

où F est le débit volumique, A la section d'écoulement, dz la longueur de l'élément de section A et  $r_L(L, C)$  la cinétique de la réaction consommant la lignine.

La cinétique de la réaction a été étudiée par Gendron (1997a) et les termes cinétiques ont la forme suivante :

$$r_L = k_L L^3 C^3 \quad \text{et} \quad r_C = k_C L^3 C^3 \quad (2.2)$$

Après simplifications et en remplaçant les termes cinétiques dans l'équation, on obtient les bilans suivants pour chacun des constituants :

$$\frac{\partial L}{\partial t} = -\frac{F}{A} \frac{\partial L}{\partial z} + D \frac{\partial^2 L}{\partial z^2} - r_L L^3 C^3 \quad \text{et} \quad \frac{\partial C}{\partial t} = -\frac{F}{A} \frac{\partial C}{\partial z} + D \frac{\partial^2 C}{\partial z^2} - r_C L^3 C^3 \quad (2.3)$$

où L indique la lignine et C indique le dioxyde de chlore.

Le système (1.3) constitue un système de deux équations différentielles partielles non linéaires de type parabolique. La résolution de ce système demande la spécification de conditions aux limites, qui feront l'objet de la prochaine section.

### 2.2.2 Choix des conditions aux limites

Le modèle exposé à la section précédente ne serait pas complet sans l'ajout de conditions aux limites. Le système d'équations différentielles étant de deuxième ordre, il requiert deux conditions aux limites par équation de bilan.

Il existe plusieurs conditions aux limites applicables au système dont le choix est dicté par des considérations pratiques et théoriques. Bien plus que les difficultés d'implantation associées à certaines techniques de simulation, le choix des conditions aux limites doit refléter ce qui se passe aux extrémités du réacteur le plus fidèlement possible. Les deux types de conditions aux limites utilisées dans ce travail sont celles de Danckwerts (1953) et de Salmi et Romanainen (1994).

#### Conditions de Danckwerts

La condition à l'entrée de Danckwerts permet d'exprimer un changement des conditions du système lors de son entrée dans le réacteur: elle caractérise le gradient spatial de la concentration à l'entrée. Elle fait intervenir la concentration avant et à l'entrée ainsi qu'un indicateur adimensionnel: le nombre de Péclet. Ce nombre représente le ratio du transport par convection sur le transport par diffusion. C'est un indicateur très utile de l'importance relative de la diffusion et permet de déterminer si elle peut être négligée.

$$\frac{\partial C(0,t)}{\partial z} = Pe(C(0,t) - C_{in}(t)) \quad (2.4)$$

et

$$\frac{\partial L(0,t)}{\partial z} = Pe(L(0,t) - L_{in}(t))$$

où les différents paramètres ont les significations suivantes:

$Pe$  : Le nombre de Péclet, donné par  $(v\ell/D)$ .

$L_{in}$  : Concentration de la lignine avant l'entrée dans le réacteur.

$L(0,t)$  : Concentration de la lignine à l'entrée du réacteur ( $z = 0$ ).

La condition de sortie porte elle aussi sur un gradient spatial. Elle impose en fait un gradient nul de concentrations à la sortie, ce qui constitue souvent une approximation raisonnable, mais qui n'est théoriquement jamais vraie.

$$\frac{\partial C(1,t)}{\partial z} = 0 \quad (2.5)$$

et

$$\frac{\partial L(1,t)}{\partial z} = 0$$

Les concentrations dans un réacteur tubulaire ne peuvent en théorie pas être constantes en sortie, d'où un gradient spatial non-nul. Par contre, il arrive très souvent que la réaction soit suffisamment avancée à la sortie du réacteur pour que l'on puisse la considérer terminée sans commettre une grande erreur. Le facteur à considérer pour admettre que l'approximation du gradient nul est acceptable est le nombre de Péclet.

Il est important de mentionner que les conditions de Danckwerts ont un comportement asymptotique conforme avec les deux cas limites représentés par les réacteurs idéaux. Lorsque  $Pe \rightarrow 0$  ( $D = \infty$ ), on obtient les conditions d'un réacteur parfaitement mélangé alors que lorsque  $Pe \rightarrow \infty$  ( $D = 0$ ), on obtient les conditions d'un réacteur piston. Les problèmes peuvent survenir lorsque le système à l'étude se situe entre ces deux conditions, c'est-à-dire lorsque le réacteur est trop court ou lorsque la réaction est inachevée en sortie.

### Conditions de Salmi et Romanainen

La condition à l'entrée de Salmi et Romanainen (Salmi, 1994) est la même que celle de Danckwerts. L'intérêt pour ces conditions vient plutôt de la sortie: elle est exprimée sous la forme d'une équation différentielle. Elle n'est pas dérivée d'une condition sur le système comme le gradient de sortie nul dans le cas de Danckwerts. Elle tente plutôt d'établir un compromis entre les deux comportements asymptotiques déjà mentionnés en interpolant entre un comportement parfaitement mélangé (gradient nul) et un comportement piston défini par :

$$\frac{\partial L(1,t)}{\partial z} = kL^m C^n \quad (2.6)$$

La condition de sortie est donnée par:

$$\frac{\partial L(1,t)}{\partial t} = -\frac{F}{A\ell} \frac{\partial L(1,t)}{\partial z} - f(Pe_t) kL^m C^n \quad (2.7)$$



$$\frac{\partial C(1,t)}{\partial t} = -\frac{F}{A\ell} \frac{\partial C(1,t)}{\partial z} - f(Pe_c) k L^m C^n$$

où la fonction de Péclet  $f(Pe)$  est une fonction semi-empirique d'interpolation dont le comportement asymptotique demeure correct:  $Pe \rightarrow 0$  ( $D = \infty$ ) donne lieu à  $f(Pe) = 0$  et à l'opposé:  $Pe = \infty$  ( $D = 0$ ) donne lieu aux conditions d'un réacteur piston.

Salmi et Romanainen proposent deux structures possibles pour cette fonction :

$$f(Pe) = e^{-\alpha_p Pe} \quad (2.8)$$

et

$$f(Pe) = \left(1 + \frac{1}{Pe}\right)^{-\alpha_p} \quad (2.9)$$

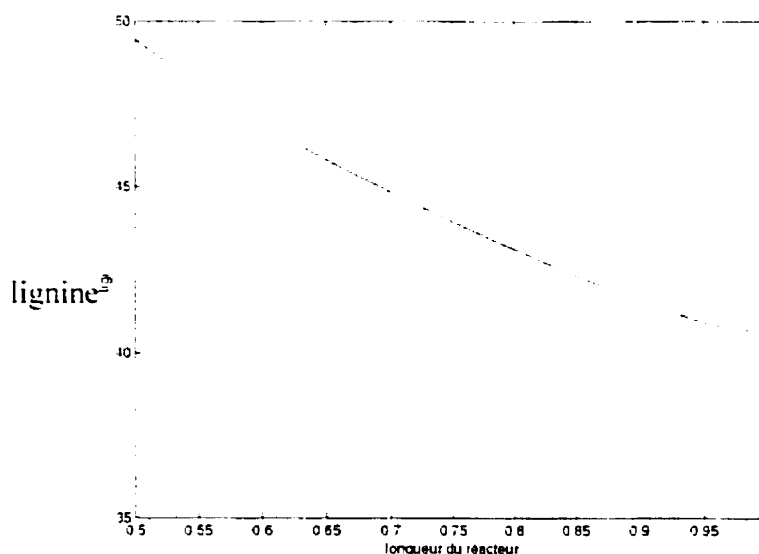
Salmi et Romanainen proposent une valeur typique de 10 pour le paramètre  $\alpha$  qui définit la forme de la courbe car elle donne en général de bons résultats.

### 2.2.3 Influence des conditions limites

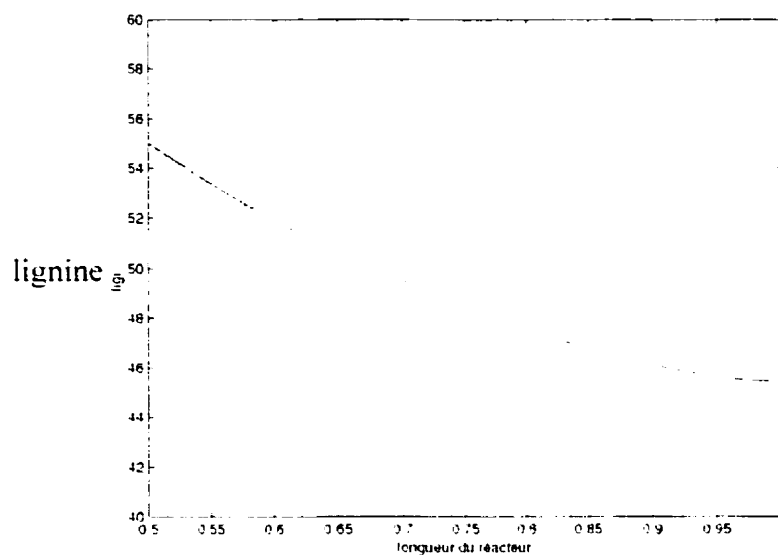
L'analyse de l'influence des conditions limites devrait nous renseigner quant à la plage de validité des conditions de Danckwerts. En effet, ces conditions ne sont valides que pour une dispersion suffisante, il serait intéressant de délimiter cette plage à l'aide d'un indicateur fiable tel le nombre de Péclet. Cette démarche permettra aussi de voir sous quelles circonstances les conditions de Salmi et Romanainen seront les plus utiles. Lorsque la dispersion est suffisamment faible, le système peut être modélisé par un

écoulement piston. le terme dispersif n'y étant plus. le système d'équations différentielles est alors de premier ordre et seule une condition à l'entrée est nécessaire.

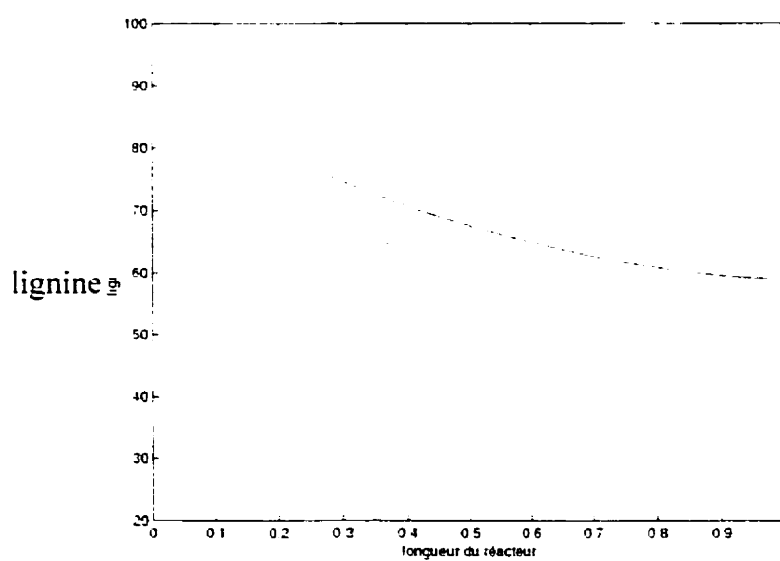
Les courbes suivantes montrent la portion du réacteur située près de la sortie pour différentes valeurs du nombre de Péclet simulées avec les deux types de conditions limites. On peut voir sur la figure 2.4 que pour les systèmes très peu dispersifs, les profils ne présentent pas de grandes différences. seule la région de sortie est affectée. Un écart significatif est bien visible pour une valeur de  $Pe = 10^2$  comme le montre la figure 2.5. Un système plus fortement piston montre quand à lui deux profils totalement différents comme on le voit sur la figure 2.6.



**Figure 2.4 Profils spatiaux obtenus avec les deux types de conditions frontières pour un nombre de Péclet  $Pe = 10^5$ .**



**Figure 2.5** Profils spatiaux obtenus avec les deux types de conditions frontières pour un nombre de Péclet  $Pe = 10^2$ .



**Figure 2.6** Profils spatiaux obtenus avec les deux types de conditions frontières pour un nombre de Péclet  $Pe = 10^1$ .

La plage pour laquelle les conditions de Salmi et Romanainen sont utiles peut donc être située entre  $Pe = 10^2$  et  $Pe = \infty$ , tout en sachant que lorsque  $Pe$  est suffisamment grand, le système peut être considéré piston et qu'alors la question des conditions limites en sortie ne se pose plus.

### **2.3 Simulation du système**

Deux méthodes ont été utilisées pour simuler le système d'équations différentielles partielles non-linéaires représentant le réacteur de blanchiment. Il s'agit de la méthode par collocation orthogonale et de la méthode par différences finies. La première a comme principal avantage d'être rapide, mais demande un certain doigté dans le choix de ses paramètres. La seconde est beaucoup plus lente mais facile à mettre en œuvre et ses résultats sont faciles à interpréter.

La méthode par collocation, ou des résidus pondérés, peut être utilisée pour des simulations exploratoires étant donnée sa rapidité. Par contre, la précision obtenue n'est pas toujours évidente à évaluer et la méthode doit être validée par un algorithme plus sûr. Cette validation peut être effectuée avec une simulation par différences finies. Dans ce travail, les résultats de simulation présentés sont, à moins d'avis contraire, obtenus avec le modèle par différences finies. Les deux méthodes seront maintenant présentées.

#### **2.3.1 Méthode des résidus pondérés**

La méthode des résidus pondérés est une méthode d'approximation fonctionnelle. Elle a pour but de transformer un système d'équations aux dérivées partielles en un système

d'équations différentielles ordinaires de dimension finie. La forme de l'approximation de  $y$ , notée  $y^*$  sera:

$$y^*(z, t) = \sum_{i=1}^N a_i(t) f_i(z) \quad (2.10)$$

où les  $f_i(z)$  sont des fonctions de base connues à l'avance.

Soit un système représenté par l'opérateur matriciel différentiel  $M$  et une entrée  $u$ ,

$$\frac{\partial y(z, t)}{\partial t} = M[y(z, t)] - H(z)u(z, t) \quad (2.11)$$

La méthode consiste à projeter le résidu donné par:

$$R^*(z, t) = \frac{\partial y^*}{\partial t} - M(y^*) - Hu \quad (2.12)$$

sur  $N$  fonctions de pondération  $\omega_i(z)$  par les  $i$  produits intérieurs suivants:

$$R(y^*), \omega_i(z)_{\Omega} = \int_{\Omega} R(y^*) \omega_i(z) d\Omega = 0 \quad (2.13)$$

Le résultat de cette opération est un système de  $2(N+2)$  équations permettant de calculer les coefficients  $a_i(t)$  dans l'expression 3.1 ( $N$  est le nombre de points intérieurs de collocation). Le choix des fonctions de pondération détermine le type particulier de la méthode, par exemple la méthode de collocation par points dans le cas traité ici. Cette méthode est décrite dans la section suivante.

## Méthode de collocation par points

Cette méthode est une classe particulière de la méthode des résidus pondérés. Elle se distingue par sa facilité d'exécution due au choix des fonctions de pondération. Celles-ci, des fonctions de Dirac, simplifient de beaucoup le calcul du produit intérieur et ont valu son nom à la méthode.

Les fonctions de pondération étant déjà déterminées, la collocation par points requiert la résolution de trois problèmes: le choix des fonctions de base, la position des points de collocation et leur nombre.

### *Le choix des fonctions de base*

Le choix des fonctions de base est déterminant pour la stabilité numérique de la méthode. Il est possible de choisir une structure polynômiale et ces polynômes devront être orthogonaux pour éviter d'obtenir un système numériquement mal conditionné.

Les polynômes d'interpolation utilisés par la méthode sont ceux de Lagrange tels que présentés par Villadsen (1978). Si de plus, les points de collocation et d'interpolation sont confondus, la méthode porte le nom de collocation orthogonale. Les valeurs des fonctions de base aux points de collocation est alors donnée par:

$$f_i(z_j) = \delta_{ij} \quad (2.14)$$

Étant donné la forme de l'approximation, la solution approchée sera donnée directement par les coefficients  $a_i(t)$ :

$$y^*(z, t) = a_i(t) \quad (2.15)$$

La prochaine étape dans la mise en œuvre d'une méthode par collocation orthogonale est alors le choix de l'emplacement des points de collocation.

#### *La position des points de collocation*

Villadsen (1978) mentionne aussi qu'il existe une solution « optimale » au problème de positionnement des points de collocation, il s'agit de placer les points aux zéros de polynômes orthogonaux. Le polynôme utilisé lors de ce travail est celui de Jacobi, dont l'usage semble être assez répandu. Ces polynômes ont la forme suivante:

$$P_N^{(\alpha, \beta)}(x) = \sum_{i=0}^{N+1} (-1)^{N-i} \gamma_i(\alpha, \beta, N, i) x^i \quad (2.16)$$

où  $\alpha$  et  $\beta$  permettent la répartition des points dans les régions d'intérêt, i.e. comportant les non-linéarités les plus importantes.

#### *Le nombre de points de collocation*

Le nombre de points de collocation est un élément difficilement prévisible. Il existe un indicateur basé sur le développement en série de la solution en régime permanent appelé paramètre de réduction d'ordre (Babary, 1996).

La démarche poursuivie dans ce travail a été de partir d'un nombre raisonnable de points et d'augmenter ce nombre jusqu'à l'obtention d'une solution satisfaisante. Cette démarche a été rendue possible étant donné les résultats disponibles concernant des problèmes similaires. Pour chaque nombre de points de collocation, il a fallu essayer plusieurs dispositions en jouant sur les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$ .

#### *Application de la méthode*

Cette section montre comment les équations différentielles partielles sont transformées par la méthode de collocation. Les résultats sont donnés pour les conditions aux limites de Salmi et Romanainen.

Une fois la méthode appliquée au système d'équations différentielles partielles, on retrouve le système de  $2(N+2)$  équations différentielles ordinaires suivantes où  $N$  est le nombre de points intérieurs de collocation. Pour des raisons pratiques, la variable spatiale a été normalisée, d'où le facteur  $1/\ell$  apparaissant pour chaque dérivée spatiale du système suivant :

$$\frac{dC_i}{dt} = -\frac{F}{A\ell} \sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{ij} C_j + \frac{D}{\ell^2} \sum_{j=0}^{N+1} \mu_{ij} C_j - kL_i^m C_i^n \quad (2.17)$$

$$\frac{dL_i}{dt} = -\frac{F}{A\ell} \sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{ij} L_j + \frac{D}{\ell^2} \sum_{j=0}^{N+1} \mu_{ij} L_j - kL_i^m C_i^n$$

Les paramètres  $\lambda_{ij}$  et  $\mu_{ij}$  sont respectivement les dérivées premières et secondes des polynômes de Lagrange aux points de collocation. Leur calcul se fait facilement par le



méthode donnée par Villadsen (1978). Les indices  $i$  et  $j$  indiquent la position du point de collocation.

Les conditions aux limites de Salmi et Romanainen sont transformées d'une façon similaire pour l'entrée :

$$\sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{0,j} C_j = \text{Pe}(C_0(t) - C_{in}(t)) \quad (2.18)$$

et

$$\sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{0,j} L_j = \text{Pe}(L_0(t) - L_{in}(t))$$

et la sortie :

$$\frac{dC_{N+1}}{dt} = -\frac{F}{A\ell} \sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{N+1,j} C_j - f(\text{Pe}) k L_{N+1}^m C_{N+1}^n \quad (2.19)$$

et

$$\frac{dL_{N+1}}{dt} = -\frac{F}{A\ell} \sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{N+1,j} L_j - f(\text{Pe}) k L_{N+1}^m C_{N+1}^n$$

### 2.3.2 La méthode par différences finies

La méthode par différences finies est de loin la plus facile à mettre en œuvre. Elle consiste à approximer les dérivées spatiales par des équations aux différences, ce qui équivaut à diviser le réacteur en une suite de petits réacteurs de longueur suffisamment

petite pour que l'approximation soit bonne. Cela permet de transformer le système d'équations différentielles partielles en un système d'équations différentielles ordinaires (Hanna, 1995).

Si la variable  $x$  est l'approximation de la valeur de la lignine ( $L$ ), les équations aux différences utilisées pour approximer les dérivées premières et secondes sont respectivement :

$$\frac{\partial L(z, t)}{\partial z} \equiv \frac{L(z, t) - L(z - 1, t)}{\Delta z} \quad (2.20)$$

et

$$\frac{\partial^2 L(z, t)}{\partial z^2} \equiv \frac{L(z + 1, t) - 2L(z, t) + L(z - 1, t)}{\Delta z^2}$$

où  $\Delta z$  est la longueur d'un élément du réacteur et  $z$  est un indice donnant la position dans le réacteur.

Ces approximations transforment le système de deux équations aux dérivées partielles en un système de  $2N$  équations différentielles ordinaires, où  $N$  est le nombre d'étages en lesquelles le réacteur original a été divisé. Le système devient donc après transformation :

$$\frac{dL(z, t)}{dt} = \frac{D}{\Delta z^2} L(z + 1, t) + \left( -\frac{F}{\Delta z A} - \frac{D}{\Delta z^2} \right) L(z, t) + \left( \frac{F}{\Delta z A} + \frac{2D}{\Delta z^2} \right) L(z - 1, t) - k_L L(z, t)^3 C(z, t)^3$$

et

(2.21)

$$\frac{dC(z,t)}{dt} = \frac{D}{\Delta z^2} C(z+1,t) + \left( -\frac{F}{A\Delta z} - \frac{D}{\Delta z^2} \right) C(z,t) + \left( \frac{F}{A\Delta z} + \frac{2D}{\Delta z^2} \right) C(z-1,t) - k_c L(z,t)^3 C(z,t)^3$$

Les conditions aux limites sont elles aussi transformées par différences finies. La transformation appliquée aux conditions de Danckwerts à l'entrée donne :

$$\frac{\partial L(0,t)}{\partial z} \equiv \frac{F}{AD} (L(0,t) - L_{in}(t)) \quad (2.22)$$

et

$$\frac{\partial C(0,t)}{\partial z} \equiv \frac{F}{AD} (C(0,t) - C_{in}(t))$$

Les conditions de sortie sont données par :

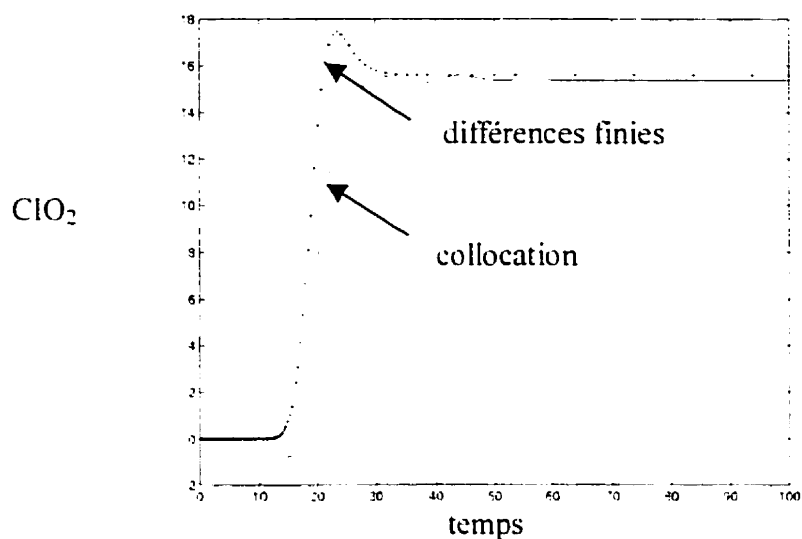
$$L(N\Delta z - 1, t) = L(N\Delta z, t) \quad (2.23)$$

et

$$C(N\Delta z - 1, t) = C(N\Delta z, t)$$

Le principal désavantage de cette méthode est sa lenteur d'exécution étant donné le grand nombre d'équations. Par contre, sa stabilité et sa convergence sont relativement faciles à analyser.

Les comparaisons avec les simulations par différences finies ont aussi mis en évidence les différences entre les profils transitoires des deux méthodes. Sous cet aspect, des différences importantes existent. La figure suivante montre les profils temporels obtenus par chacune des méthodes lors d'un changement de consigne. Le profil montré est celui obtenu à la sortie du réacteur.



**Figure 2.7 Profils temporels pour deux méthodes de simulation différentes.**

On peut clairement voir la différence entre les deux réponses. la méthode par collocation introduit une dynamique apparente non voulue qui affectera les performances du contrôleur implanté sur le système simulé. Cette dynamique sera d'autant plus importante que le nombre de points de collocation sera élevé.

Tous les résultats présentés dans ce rapport ont été obtenus par simulation par différences finies. Les valeurs des différents paramètres du modèle à paramètres répartis simulé par différences finies sont montrées au tableau 2.1.

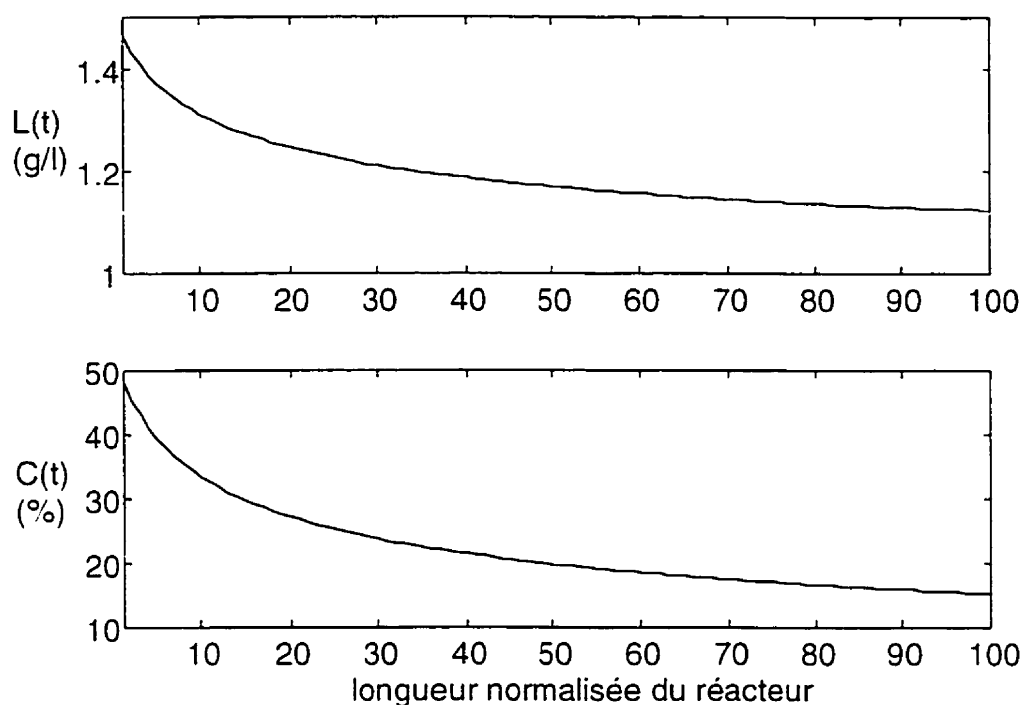
**Tableau 2.1 Paramètres du procédé en régime permanent**

paramètre	valeur nominale
lignine à l'entrée ( $L_{in}$ )	2 g/l
$ClO_2$ à l'entrée ( $C_{in}$ ) (variable manipulée)	100 %
coefficient de dispersion (D)	0.1 m <sup>2</sup> /min
débit (F)	0.76 m <sup>3</sup> /min
Longueur du réacteur ( $\ell$ )	16.65 m
section du réacteur (A)	0.9 m <sup>2</sup>
constante cinétique du $ClO_2$ ( $k_c$ )	$5.5e-5 \text{ m}^3 \text{ min}^{-1} [ClO_2]^{-1} [lignine]^{-3}$
constante cinétique de la lignine ( $k_l$ )	$5.7e-7 \text{ m}^3 \text{ min}^{-1} [ClO_2]^{-3} [lignine]^{-2}$

## Variables de sortie du réacteur

lignine à la sortie ( $L_{out}$ ) (variable contrôlée)	1.1228 g/l
$ClO_2$ à la sortie ( $C_{out}$ )	15.355 %

Les conditions initiales des profils de concentrations ont la forme montrée à la figure 2.8.



**Figure 2.8 Profil initiaux de concentrations**

Ce chapitre a d'abord permis de se familiariser avec les opérations de mise en pâte et de blanchiment. Les perturbations sur le débit, les constantes cinétiques et la concentrations de la lignine en entrée du réacteur ont pu en être déduites. Le modèle utilisé pour représenter le réacteur a ensuite été présenté : le modèle convection-diffusion-réaction. Avec ce modèle, deux types de conditions aux limites ont été présentés et les conditions de Danckwerts ont été retenues. Enfin, deux méthodes de simulation du système ont été présentées : la collocation orthogonale et les différences finies. La méthode de collocation présente l'avantage d'être très rapide mais donne parfois des résultats inacceptables. Les différences finies seront plutôt utilisées pour obtenir les résultats présentés dans ce rapport.

## CHAPITRE 3: TECHNIQUES DE CONTRÔLE

La première étape de la résolution d'un problème de contrôle est la représentation du système à contrôler sous une forme suffisamment fidèle aux phénomènes réels. L'atteinte d'une fidélité suffisante se fait souvent au prix d'un modèle plus complexe: d'ordre supérieur, à réponse inverse ou non-linéaire.

Un procédé représenté par un modèle plus complexe mais encore linéaire peut être traité par les méthodes classiques du contrôle des systèmes linéaires. Un modèle à non-minimum de phase (à réponse inverse) se distingue déjà par l'impossibilité d'inverser le modèle pour obtenir une loi de commande. Deux caractéristiques des systèmes à non-minimum de phase sont fréquemment présentes dans les procédés chimiques: la réponse inverse et le retard. Le premier pouvant être traité comme le second. Il existe plusieurs techniques efficaces pour traiter les procédés affublés d'un retard important (Ogunnaike, 1994).

Les systèmes non-linéaires posent quant à eux un problème qu'il faut approcher avec plus d'attention. Si les non-linéarités du système sont assez faibles, le problème peut être traité comme un problème linéaire, avec toutefois un compromis sur les performances de contrôle. Si les non-linéarités ont un effet plus important, d'autres techniques doivent être utilisées sans quoi une déviation trop importante des conditions nominales d'opération pourrait déstabiliser le système.

Ce chapitre présente les différentes techniques utilisées dans ce mémoire pour le contrôle des systèmes à retard et des systèmes non-linéaires car ces deux difficultés du contrôle des procédés chimiques sont présentes dans le réacteur de blanchiment. En ce qui concerne le contrôle des systèmes à retard, le contrôleur de Dahlin ainsi qu'un type

de commande prédictive appelée commande par matrice dynamique seront présentés. Deux structures de contrôle un peu plus complexes seront aussi présentés : la commande par anticipation et la commande en cascade. Suivront ensuite les techniques utilisées pour le contrôle des systèmes non-linéaires: la modulation de gain ou « gain-scheduling » et la commande adaptative.

### **3.1 Les systèmes à retard**

Les deux techniques traditionnelles les plus utilisées pour le contrôle des systèmes à retard sont le prédicteur de Smith (1957) et le contrôleur de Dahlin (1968). une autre approche populaire quoique plus complexe est l'approche prédictive. Cette section présente deux de ces techniques de compensation du retard : le contrôleur de Dahlin et le contrôle par matrice dynamique. Les configurations en cascade et par anticipations seront présentées pour terminer.

#### **3.1.1 Le contrôleur de Dahlin**

Une méthode très utilisée pour contrôler un système ayant un retard important est l'algorithme de Dahlin (1968). Cette technique consiste à poser un comportement en boucle fermée de premier ordre avec retard et la conception du contrôleur se fait aisément par synthèse directe. Son développement sera présenté sous sa forme discrète, de sorte que les similitudes apparaîtront plus facilement lors du développement du contrôleur adaptatif dans le prochain chapitre.

L'équation ( 3.1 ) présente une trajectoire de premier ordre sous sa forme discrète avec bloqueur d'ordre zéro.

$$q(z^{-1}) = \frac{(1 - e^{-\Delta t/\tau})z^{-d-1}}{1 - e^{-\Delta t/\tau}z^{-1}} \quad (3.1)$$



où  $d$  est le nombre entier de périodes d'échantillonnage,  $\Delta t$ , contenu dans le retard,  $\tau$  est la constante de temps de la trajectoire en boucle fermée et  $z^{-1}$  est l'opérateur retard unitaire.

Par synthèse directe, on obtient un contrôleur ayant la forme suivante, où  $q(z^{-1})$  est la trajectoire en boucle fermée et  $G(z^{-1})$  est le procédé en boucle ouverte.

$$G_c(z^{-1}) = \frac{1}{G(z^{-1})} \frac{q(z^{-1})}{1 - q(z^{-1})} \quad (3.2)$$

Si le procédé est modélisé par une équation de premier ordre avec retard, alors le contrôleur de Dahlin est donné par l'équation ( 3.3 ) où l'indice  $r$  identifie la trajectoire de référence et l'indice  $p$  le procédé:

$$G_c(z^{-1}) = \frac{1 - e^{-\Delta t / \tau} z^{-1}}{(1 - e^{-\Delta t / \tau}) z^{-d_p - 1}} \frac{(1 - e^{-\Delta t / \tau_r}) z^{-d_r - 1}}{1 - e^{-\Delta t / \tau_r} z^{-1} - (1 - e^{-\Delta t / \tau_r}) z^{-d_r - 1}} \quad (3.3)$$

Le meilleur choix possible pour le retard de la trajectoire  $d_r$ , donc la plus petite valeur possible, est  $d_p$ , le retard du procédé, car on ne peut s'en affranchir. Le paramètre de réglage de ce contrôleur est donc sa constante de temps en boucle fermée  $\tau_r$ . Comme le montre l'équation ( 3.3 ), l'inversion du procédé est nécessaire dans la conception de la loi commande, cela peut causer certains problèmes.

Par exemple, il est impossible d'utiliser cette technique avec les systèmes à réponse inverse car tout zéro hors du cercle unitaire deviendrait un pôle instable une fois le modèle inversé. La modification apportée par Vogel et Edgar (1980) pour régler ce

problème consiste à simplifier les zéros du procédé inversé en les ajoutant à la trajectoire de référence.

### 3.1.2 Contrôle prédictif par matrice dynamique

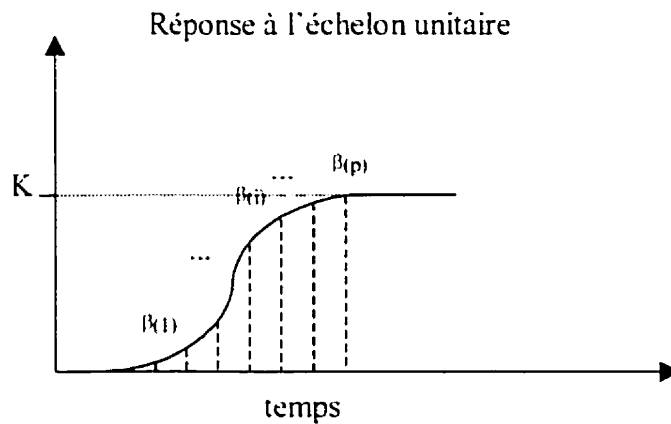
Une méthode plus complexe mais des plus utilisées en génie chimique est la commande prédictive (Cutler, 1979). La prédiction du comportement du procédé permet l'optimisation d'une séquence de commande sur un horizon plus ou moins long. La commande appliquée au procédé n'est généralement que la première de la séquence et le calcul d'optimisation est répété à chaque itération.

La commande prédictive est un domaine de recherche où la littérature abonde. On peut trouver d'importantes revues des différentes techniques utilisées. Garcia et al. (1989) ainsi que Qin et Badgwell (1997a) ont effectués une revue des techniques prédictives linéaires dans l'industrie chimique. Qin et Badgwell (1997b) présentent aussi une revue des applications au domaine non-linéaire de l'approche prédictive alors que Morari et Lee (1989) discutent de l'évolution de la technique.

Il est possible d'implanter cette commande sous plusieurs formes (Camacho, 1995), celle utilisée dans ce travail est connue sous le nom de contrôle par matrice dynamique (DMC). Elle tire son nom du fait que la dynamique du procédé est représentée sous forme matricielle pour le calcul de la commande.

Cette matrice, montrée à l'équation ( 3.4 ) est composée des coefficients  $\beta(t)$  de la réponse à un échelon unitaire tels que montrés par la figure 3.1 où K et le gain en régime permanent du procédé.

$$B = \begin{bmatrix} \beta(1) & \cdots & 0 & 0 \\ \beta(2) & \beta(1) & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \\ \beta(p) & \beta(p-1) & \cdots & \beta(p-d-1) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$



**Figure 3.1 Coefficients de la réponse à l'échelon.**

Si la variable  $\hat{y}_o(k)$  représente le comportement du procédé affecté seulement par les commandes passées (l'indice  $k$  réfère au temps présent) et que  $\omega(k)$  est un estimé de l'erreur de modélisation, alors la prédiction du procédé à l'instant  $k+1$  est :

$$\hat{y}(k+1) = \hat{y}^o(k) + \beta(1)\Delta u(k) + \omega(k+1) \quad (3.5)$$

C'est-à-dire le procédé tel qu'il évoluerait sans changement à la commande  $\hat{y}_o(k)$  auquel on ajoute le changement à la commande multiplié par le premier coefficient de la réponse à l'échelon  $\beta(1)\Delta u(k)$  ainsi qu'un estimé de l'erreur de modélisation, celle observée à l'instant précédent.

Ceci permet d'établir la prédiction sur tout l'horizon de façon matricielle par :

$$\hat{Y}(k+1) = \hat{Y}_o(k) + B\Delta u(k) + \omega(k+1) \quad (3.6)$$

où  $\hat{Y}(k+1)$  est un vecteur contenant les  $p$  prédictions et  $\Delta u(k)$  est un vecteur de longueur  $m$  contenant les commandes.

Dans sa forme classique, la résolution du problème de commande passe par la minimisation de la différence entre le vecteur consigne  $Y^*(k+1)$  et le vecteur du procédé affecté seulement par les actions passées  $\hat{Y}_o(k+1)$ , incluant l'erreur de modélisation  $\omega(k+1)$ .

On définit donc l'erreur comme :

$$e(k+1) = Y^*(k+1) - [\hat{Y}_o(k) + \omega(k+1)] \quad (3.7)$$

On obtient que :

$$e(k+1) = B\Delta u(k) \quad (3.8)$$

L'horizon de prédiction  $P$  doit être supérieur à l'horizon de contrôle  $m$  de sorte que le système soit surdéfini et que la solution au problème de contrôle soit donnée par un problème d'optimisation.

Si on minimise la norme Euclidienne de la différence entre  $e(k+1)$  et  $B\Delta u(k)$ ,

$$\min_{\Delta u(k)} [e(k+1) - B\Delta u(k)] [e(k+1) - B\Delta u(k)] \quad (3.9)$$

on obtient la commande suivante :

$$\Delta u(k) = (B^T B)^{-1} B^T e(k+1) \quad (3.10)$$

À cette commande, on ajoute souvent un terme d'inhibition de la commande pour éviter qu'elle ne soit excessive et fasse osciller ou déstabiliser le système. Le terme inhibiteur est ajouté de la façon suivante:

$$\Delta u(k) = (B^T B + \kappa^{-1} I)^{-1} B^T e(k+1) \quad (3.11)$$

Gendron (1999) propose de modifier la fonction objectif dans les cas où l'objectif de contrôle est de maintenir la variable contrôlée près d'une valeur de consigne, sans la dépasser. Il propose pour cela une fonction objectif asymétrique par rapport au signe de l'erreur et qui a l'avantage de fournir une expression analytique au problème de minimisation.

On remplace la fonction objectif par:

$$J_{\alpha_D} = \arctan\left(\alpha_D \frac{E_{t+1}^T 1}{N_E}\right) - \arctan\left(\frac{E_{t+1}^T 1}{N_E}\right) \quad (3.12)$$

où  $\tilde{\mathbf{E}}_{t-1}^T$  est une mesure de l'erreur entre la consigne et la prédiction,  $N_E$  est sa longueur.  $\mathbf{1}$  est un vecteur contenant des 1 de longueur  $N_E$  et  $\alpha$  est le seul paramètre de réglage. Cet algorithme a pour but de faire converger la variable contrôlée à une certaine distance de la consigne. Ce biais permet de s'approcher de la consigne sans la franchir en présence des variations continues qu'on retrouve en industrie.

Le paramètre  $N_E$  contient en fait deux paramètres,  $N_1$  et  $N_2$ , qui permettent de définir une fenêtre sur le procédé, dans laquelle l'optimisation sera effectuée. Autrement dit, ces deux indices permettent d'utiliser les éléments  $N_1$  à  $N_2$  du vecteur d'erreur. L'expression de la commande prend la forme suivante :

$$\Delta u = \frac{N_E}{\alpha_D} + \left( \tilde{\mathbf{E}}_{t-1}^0 \right)^T \frac{1}{\tilde{\mathbf{S}}_{N_1}} \quad (3.13)$$

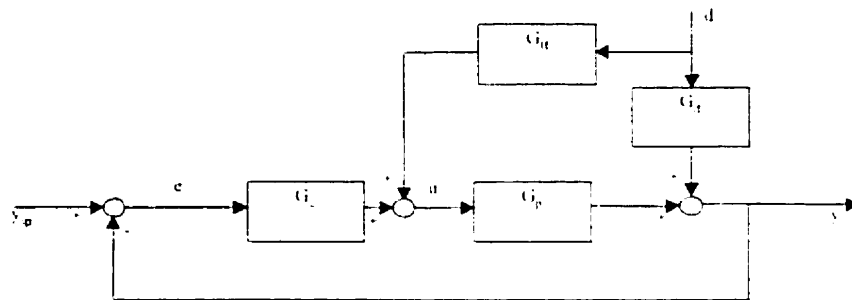
Cette technique sera plus tard utilisée en simulation.

### 3.1.3 Le contrôle par anticipation et en cascade

Les contrôleurs simples comme les PID et le contrôleur de Dahlin peuvent être utilisés dans des configurations qui tirent avantage des caractéristiques de système pour résoudre des problèmes de contrôle plus complexes. Ainsi, lorsqu'il est possible d'obtenir un modèle de la perturbation, que celle-ci n'est pas beaucoup plus rapide que le procédé et que sa source peut être mesurée, il est possible d'utiliser la commande par anticipation. Lorsqu'un procédé avec une dynamique lente peut être subdivisé en deux sous-procédés imbriqués et que le procédé le plus lent chapeaute le plus rapide, la

commande en cascade est une option intéressant pour s'affranchir d'un long retard dans le contrôle du procédé.

Le schéma général de la commande par anticipation augmenté d'une boucle de rétroaction est montré à la figure 3.2. On identifie par  $G_d$  la fonction de transfert représentant la perturbation et par  $d$  la source de cette perturbation. Le contrôleur et le procédé sont respectivement désignés par les lettres  $G_c$  et  $G_p$ .



**Figure 3.2 Schéma de commande par anticipation.**

La fonction de transfert  $G_{ff}$  a la forme suivante :

$$G_{ff} = \frac{-G_d}{G_p} \quad (\text{Eq 3.1})$$

Puisque la perturbation  $G_d$  apparaît au dénominateur, le retard associé à la perturbation doit être plus court que le retard associé au procédé, le contraire conduirait à un retard positif, c'est-à-dire demanderait une valeur future de la source de la perturbation, ce qui ne peut être réalisé en pratique.





### **3.2 Les systèmes non linéaires**

Le contrôle des systèmes non linéaires peut se faire par des techniques très différentes selon l'approche choisie. Les approches présentées dans cette section sont les techniques de modulation de gain, plus connue sous son nom anglophone de « gain scheduling », et la commande adaptative. Cette dernière englobe plusieurs techniques plus ou moins différentes mais elles peuvent toutes être comparées sur la base de composantes communes : un modèle, un estimateur et un contrôleur.

#### **3.2.1 La modulation de gain**

La modulation de gain est, comme son nom l'indique, l'adaptation du gain d'un contrôleur en fonction de la plage d'opération, donc en fonction d'un ou plusieurs paramètres du procédé mais sans se baser sur un signal d'erreur. L'adaptation peut se faire en calculant des valeurs fixes dans une table d'assignation (Marlin, 1995) en fonction de la plage d'opération. Une autre façon d'adapter le gain est d'obtenir une relation entre une variable mesurée et le gain.

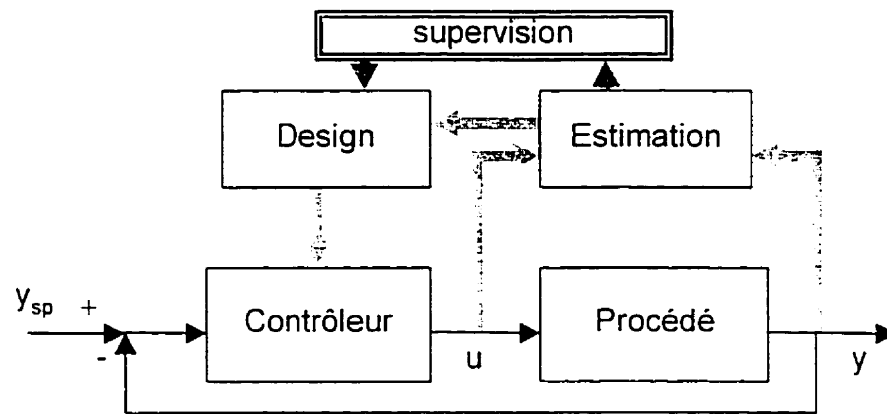
Un avantage de la méthode de modulation du gain est que l'adaptation du gain est généralement lente comparée à la dynamique du système, de sorte qu'on peut le considérer invariant et utiliser les outils d'analyse de stabilité du domaine linéaire. De plus, puisque les gains possibles sont fixés à priori, ils ne peuvent tendre vers des valeurs incongrues et ainsi causer l'instabilité du système. Par contre, fixer les gains à l'avance ne permet pas une adaptation fine basée sur un signal d'erreur et demande de déterminer toutes les conditions d'opérations possibles, ce qui peut demander un travail substantiel.

La modulation de gain peut être considérée comme un type de commande adaptative en boucle ouverte car l'adaptation ne se fait que sur la base de mécanismes déterminés à priori, sans utilisation de la rétroaction pour décider de la valeur du paramètre à adapter.

### 3.2.2 La commande adaptative

La modulation de gain telle que discutée précédemment est une technique de contrôle basée uniquement sur l'information obtenue à priori où la décision d'adapter un paramètre n'était fonction que des conditions d'opération. Les techniques adaptatives telles le contrôle adaptatif à modèle de référence (MRAC) et les contrôleurs adaptatifs auto-régulants (STR) (« self-tuning regulators », à ne pas confondre avec les « auto-tuning controllers ») sont des techniques adaptatives en boucle fermée car l'adaptation se fait sur la base d'une erreur entre un modèle et le procédé (Aström et Wittenmark, 1989).

Le schéma général d'un type de commande adaptative dite indirecte est présenté à la figure 3.4. On y voit les composantes généralement présentes dans ce type d'approche adaptative : l'estimation des paramètres d'un modèle, la méthode de mise à jour des paramètres du contrôleur appelée « design » et le choix du contrôleur. Une étape de supervision de l'algorithme est aussi présente car les hypothèses sur lesquelles repose la stabilité de l'algorithme ne sont pratiquement jamais toutes rencontrées dans un même problème (Clausberg, 1992).



**Figure 3.4 Schéma général de la commande adaptative indirecte.**

Différentes approches seront décrites selon une classification où on distingue les approches appelées explicite ou indirecte, des approches implicites ou directes. L'approche directe inclue aussi une catégorie appelée « Model Reference Adaptive Control » (MRAC) souvent présentées séparément pour des raisons historiques (Aström et Wittenmark, 1989).

### **L'approche indirecte**

Les contrôleurs auto-régulants sont souvent obtenus à partir de l'hypothèse que les paramètres du procédé sont inconnus mais constants. Dans chacune des approches mentionnées ici, les paramètres obtenus par adaptation sont utilisés comme s'ils étaient les vrais, c'est ce qu'on appelle le « principe d'équivalence certaine ». Ils sont classés en deux catégories selon que la procédure d'estimation du procédé montrée à la figure 3.4 soit explicite ou non.

Les contrôleurs auto-régulants indirects, ou encore explicites, sont caractérisés par une dissociation marquée du processus de design et du processus d'estimation. Le nom comme l'approche ont été proposés par Kalman (1958) avec comme méthode d'adaptation des paramètres le filtre du même nom. Les méthodes d'adaptation des paramètres sont nombreuses, il peut aussi s'agir de méthodes d'estimation récursives comme les moindres carrés décrits par Wang et al. (1997) et proposés par Astrom et Wittenmark (1973).

Une méthode adaptative indirecte qui fait intervenir une technique d'estimation différente est celle à modèles multiples (MMAC) (Murray-Smith et Johansen, 1997). Dans cette approche, l'identification du procédé revient à pondérer une somme de modèles, parmi une banque fixe, pour décrire au mieux le procédé à un moment donné. L'approche est fondée sur les fonctions de densité de probabilité données par la règle de Bayes selon laquelle la probabilité de  $A_i$  sachant  $B_i$  est donnée par :

$$\Pr(A_i|B_i) = \frac{\Pr(B_i|A_i)\Pr(A_i)}{\Pr(B_i)} \quad (3.14)$$

La figure 3.5 montre la configuration de l'approche à modèles multiples présentée par Schott et Bequette (1997).

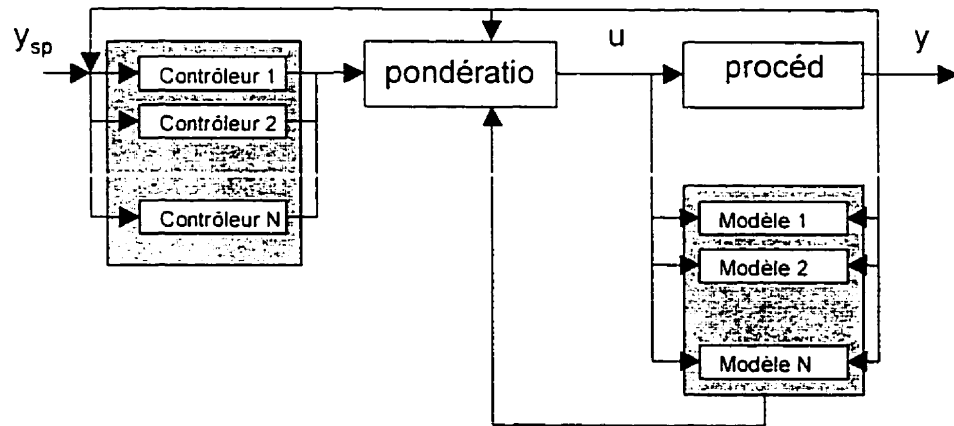


Figure 3.5 Schéma du MMAC.

L'approche demande de concevoir  $N$  filtres de Kalman (pour chacun des modèles sur la figure 3.5) permettant de calculer la probabilité que la sortie de chaque modèle est la vraie valeur du procédé en assumant un comportement Gaussien des fonctions de densité de probabilité.

Cette probabilité conditionnelle prend la forme de l'équation ( 3.15 ) lorsque  $r_{i,k}$  est l'erreur entre la prédiction et le procédé et que  $S_{i,k}$  est la matrice de covariance correspondante.

$$p_{i,k} = \frac{\frac{1}{(2\pi)^n S_{i,k}} \exp\left(-\frac{1}{2} r_{i,k}^T S_{i,k}^{-1} r_{i,k}\right) p_{i,k-1}}{\sum_{j=1}^N \left[ \frac{1}{(2\pi)^n S_{j,k}} \exp\left(-\frac{1}{2} r_{j,k}^T S_{j,k}^{-1} r_{j,k}\right) p_{j,k-1} \right]} \quad (3.15)$$

La commande envoyée au procédé est obtenue en faisant la somme pondérée des commandes générées individuellement par N contrôleurs correspondant aux N modèles. Les pondérations sont données par les probabilités  $p_{i,k}$  normalisées, où  $k$  réfère au temps :

$$W_{i,k} = \frac{p_{i,k}}{\sum_{j=1}^N p_{j,k}} \quad (3.16)$$

$$u_k = \sum_{i=1}^N W_{i,k} u_{i,k} \quad (3.17)$$

Cette approche multi-modèles comporte toutefois un problème majeur : puisque le calcul des probabilités est récursif, une fois qu'une probabilité atteint la valeur zéro, elle y est bloquée, ce qui empêche potentiellement l'algorithme de sélectionner le modèle correspondant même si un changement de conditions d'opérations en fait le meilleur modèle. Pour remédier à cela, Schott et Bequette proposent de fixer un seuil minimum aux probabilités. L'amplitude de ce seuil minimum a pour effet de maintenir artificiellement de rendre plus ou moins facile le changement des poids, donc le changement du modèle. Les auteurs suggèrent aussi que l'ajout du seuil de probabilité n'empêche pas l'algorithme de choisir le bon modèle lorsqu'il est dans la banque mais peut affecter la qualité de l'estimation obtenue par la combinaison de modèles.

Parmi les applications de l'approche multi-modèles, on note trois champs d'applications majeurs : le contrôle des avions et des structures spatiales (Athans et al., 1977), le contrôle de débit de médicaments aux patients (Kaufman et Roy, 1986) et l'industrie chimique (Scott et Bequette, 1995).

Dumont et al. (Dumont, 1989) comparent les performances d'un contrôleur prédictif adaptatif indirect à un contrôleur réglé automatiquement à l'aide de fonctions de Laguerre pour le contrôle d'un réacteur de blanchiment. Leur étude montre que le contrôleur adaptatif gère mieux les changements de production étant donné sa capacité à estimer le délais.

L'attrait de l'approche multi-modèles pour le contrôle de l'acheminement de médicaments vient du caractère borné de la commande et du besoin de contrôler l'acheminement des substances malgré une très grande variabilité de la réponse des patients aux médicaments. (Yu et al., 1992) rapportent une application du MMAC pour le contrôle de la pression artérielle en ajustant le débit de médicaments. Leurs résultats montrent un bon contrôle et un contrôleur exempt de changements de modèles trop fréquents. Les auteurs font aussi remarquer que l'objectif du contrôle n'est pas dans ce cas l'obtention de paramètres précis représentant bien les caractéristiques du patient mais plutôt l'obtention d'une structure de contrôle très fiable. Ils font aussi remarquer que la performance de l'algorithme adaptatif devrait être évaluée par la performance de contrôle et non par le comportement des pondérations car des performances de contrôle similaires peuvent être obtenues avec ou sans changements rapides des pondérations (model-switching).

Le contrôleur adaptatif à modèle pondéré (Model Weighting Adaptive control, MWAC) présenté par Gendron et al. (1993) fait partie de l'approche multi-modèles et comporte des ressemblances de forme avec le MMAC. Par contre, le MWAC est basé sur une approche déterministique et la méthode utilisée pour combiner les modèles en facilite beaucoup le développement. Le MWAC sera présenté en détails au chapitre suivant.

Pour terminer, on trouve aussi des applications industrielles basées sur des contrôleurs simples où des corrélations sont utilisées pour estimer les paramètres du contrôleur ou

d'autres encore où un système expert capable de reconnaître certains patrons de réponse en boucle fermée agit sur les paramètres d'un PID selon une logique préétablie (Hang, 1993).

Dans ce chapitre, les techniques de contrôle utilisées dans ce mémoire ont été présentées. Les contrôleurs de Dahlin et par matrice dynamique ont d'abord été présentés suivis des approches en cascade et par anticipation. Les deux contrôleurs présentés ont comme désavantage majeur une perte de performance lorsque le modèle qu'ils contiennent représente mal le procédé. Les approches en cascade et par anticipation permettent une action de contrôle avant le long retard associé au réacteur lorsque le contrôleur utilisé en est un par rétroaction seulement. Ces approches nécessitent par contre la présence de plus d'une sonde. Enfin, la commande adaptative indirecte par modèles pondérés est présentée. Ce type de commande demande d'évaluer l'exactitude de plusieurs modèles contenus dans une banque préalablement établie. Les méthodes utilisées pour cette évaluation sont diverses, une de ces méthodes (MMAC) est celle utilisant la règle de Bayes pour le calcul de probabilités conditionnelles et le filtre de Kalman comme contrôleurs. Cette approche comporte toutefois une difficulté majeure: il doit y avoir autant de contrôleurs qu'il y a de modèles car la sortie des contrôleurs est pondérée et sommée pour obtenir la commande envoyée au procédé.



## **CHAPITRE 4: LE CONTRÔLEUR ADAPTATIF À MODÈLES PONDÉRÉS (MWAC)**

Le problème du contrôle des systèmes non linéaires requiert souvent des outils plus efficaces que ceux qu'offre la théorie des systèmes linéaires invariants. En effet, les systèmes non linéaires, s'ils sont représentés sous une forme linéarisée, ont alors des propriétés changeantes en fonction des conditions d'opération et ces changements peuvent causer de grandes diminutions de performance, voir même l'instabilité du système en boucle fermée.

Il existe plusieurs moyens de contourner ce problème: la commande non linéaire et la commande adaptative en sont deux exemples très performants. Celui qui sera présenté dans ce chapitre appartient au domaine du contrôle adaptatif et porte le nom de « contrôle adaptatif à modèles pondérés » ou MWAC de son acronyme anglais pour « Model Weighting Adaptive Control ». Cette technique de contrôle est présentée en détails dans Gendron (1997).

Les mécanismes d'adaptation du MWAC comportent des paramètres affectant la facilité et la rapidité d'adaptation de l'algorithme alors que d'autres définissent les bornes fixées à cette adaptation. Le choix de ces bornes doit être dicté par la connaissance du procédé et des variations possibles de son fonctionnement. La section qui suit présente le contrôleur et ses paramètres importants. La deuxième section portera sur quelques observations faites sur le comportement du MWAC sur un système linéaire. Le choix des paramètres du contrôleur fera l'objet d'une discussion dans la troisième section de ce chapitre.

#### 4.1 Le fonctionnement du MWAC

La première étape dans la conception d'un algorithme MWAC consiste à choisir un modèle simple pour représenter un procédé plus complexe. Il faut ensuite définir un ensemble de valeurs possibles pour chaque paramètre que l'on veut adapter. Le cas présenté par Gendron est celui d'un modèle du premier ordre avec retard où il choisit d'adapter le gain et le retard sans adapter la constante de temps.

Le choix de ne pas adapter la constante de temps est dû en partie au fait que pratiquement, il est facile de bien l'identifier et aussi que le gain de performance obtenu par son adaptation ne le justifie pas dans tous les cas. Si la situation l'exige, il est toutefois possible de l'adapter quoique la forme du modèle prête alors à une présentation plus complexe.

La formulation du contrôleur étant faite dans le domaine discret, les modèles seront donc aussi présentés en discret. Le modèle choisi est du premier ordre avec retard :

$$P(z^{-1}) = \frac{K(1-\phi)z^{-d-1}}{1-\phi z^{-1}} \quad (4.1)$$

dont les paramètres sont:

$K$  : le gain;

$d$  : le nombre entier de périodes d'échantillonnage contenu dans le retard du procédé;

$\phi$  : le pôle en discret.

Les paramètres de gain et de retard sont ensuite remplacés par des ensembles de points couvrant les valeurs possibles de ces paramètres :

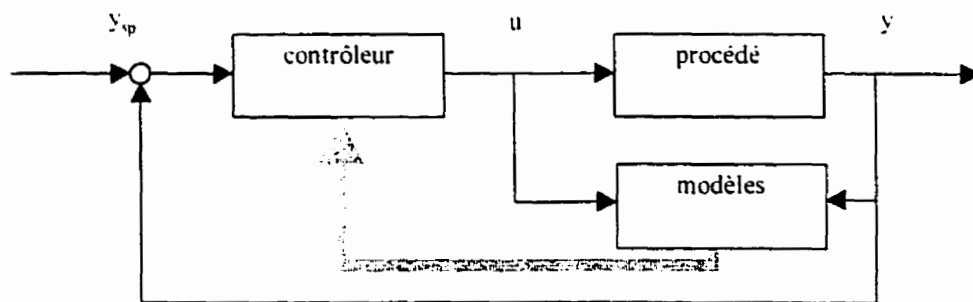
$K_i = [ K_{\min}, K_2, K_3, \dots, K_{\max} ]$  ayant  $L_g$  éléments.

$D_j = [ D_{\min}, D_2, D_3, \dots, D_{\max} ]$  ayant  $L_d$  éléments.

La combinaison de chacun des éléments de ces ensembles permet d'obtenir  $L_d * L_g$  modèles de premier ordre avec retard :

$$P_j(z^{-1}) = \frac{K_i (1 - \phi) z^{-d_i - 1}}{1 - \phi z^{-1}} \quad (4.2)$$

Ces modèles sont utilisés dans la boucle de contrôle adaptative composée du contrôleur, du procédé (incluant les actionneurs) et d'un bloc permettant l'identification d'un modèle ou le calcul d'un critère d'adaptation. ( figure 4.1 )



**Figure 4.1** Boucle de contrôle d'un contrôleur adaptatif par modèles pondérés

La flèche grise et plus épaisse représente une relation plus lente que les traits noirs et fins. Le bloc d'adaptation est appelé ici « modèles » car dans le cas du MWAC, il sert à évaluer chaque modèle donné par la combinaison des éléments discrets des ensembles de gain et de retard. Il est alors possible de calculer une pondération pour chacun des modèles en se basant sur l'erreur avec le procédé (erreur de prédiction).

Une fois ces pondérations établies, on obtient un modèle global du procédé qui est la somme pondérée de chacun des modèles. Le modèle s'écrit alors sous la forme suivante:

$$P_m(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{L_q} \sum_{j=1}^{L_d} \omega_{ij} \frac{K_i(1-\phi)z^{-d_i-1}}{1-\phi z^{-1}} \quad (4.3)$$

ou sous une forme plus pratique :

$$P_m(z^{-1}) = \frac{1-\phi}{1-\phi z^{-1}} \sum_{j=1}^{L_d} \gamma_j z^{-d_j-1} \quad (4.4)$$

où  $\gamma_j = \sum_{i=1}^{L_q} \omega_{ij} K_i$  et  $\gamma = \sum_{j=1}^{L_d} \gamma_j$  est le gain en régime permanent du modèle.

Une fois ce modèle établi, on peut concevoir le contrôleur par synthèse directe. La trajectoire en boucle fermée du système contrôlé est spécifiée par :

$$R(z^{-1}) = \frac{(1-\beta)z^{-1}}{1-\beta z^{-1}} \sum_{j=1}^{L_d} \left( \frac{\gamma_j}{\gamma} \right) z^{-1} \quad (4.5)$$

où le terme de sommation est présent pour le cas où le modèle  $P_m(z^{-1})$  aurait des zéros en dehors du cercle unitaire,  $\beta$  est le pôle en boucle fermée.

Le contrôleur obtenu par synthèse directe est :

$$C(z^{-1}) = \frac{1 - \beta}{1 - \beta z^{-1}} \frac{1 - \phi z^{-1}}{1 - \beta z^{-1} - (1 - \beta) \sum_{j=1}^p (\gamma_j - \gamma) z^{-d_1-j}} \quad (4.6)$$

Cette technique rappelle celle utilisée pour développer le contrôleur de Dahlin au chapitre 3. En fait, dans le cas où il n'y a qu'un seul modèle, c'est l'équivalent d'un contrôleur de Dahlin.

Le modèle étant établi et le contrôleur défini, il reste à établir une règle d'adaptation des pondérations. Pour ce faire, l'erreur de prédiction entre les modèles et le procédé est utilisée. Puisque l'identification se fait en temps réel, il faut aussi choisir les données à partir desquelles calculer l'erreur. La norme euclidienne avec un facteur d'oubli est utilisée, l'expression générale de cette norme est :

$$\sigma_{ij}(t) = \|e_{ij}(t)\|_{2,\lambda}^\varphi = \left( \sum_{k=0}^t \lambda^{t-k} e_{ij}^2(k) \right)^\varphi \quad (4.7)$$

où  $\varphi$  est l'exposant de la norme euclidienne et  $\lambda$  le facteur d'oubli.

Le but de la loi d'adaptation est de donner la plus grande pondération au modèle dont l'erreur est la moindre. Le calcul des pondérations est donc défini comme l'inverse normalisé de la mesure d'erreur  $\sigma_{ij}$  :

$$\omega_{ij}(t) = \frac{1/\sigma_{ij}(t)}{\sum_{l,m} 1/\sigma_{lm}(t)} \quad (4.8)$$

Le terme de sommation au dénominateur sert à normaliser les pondérations.

Puisqu'on utilise l'inverse de l'erreur, il est possible, si l'erreur est nulle, d'avoir une division par zéro. Gendron (1997) propose deux méthodes pour contourner ce problème, la plus simple est d'ajouter une quantité infime à chacun des dénominateurs, la seconde a pour but de considérer comme nulle la valeur d'erreur  $\sigma$  inférieure à un seuil correspondant au bruit du système et à lui substituer une valeur minimale  $\mu$  qui tienne compte du niveau de bruit du système. La première option a été retenue dans ce travail.

Enfin, Gendron propose un système de supervision de l'adaptation calculée à partir des pondérations et qui permet de décider si une adaptation doit avoir lieu. Ce critère tente en fait de juger de la qualité de l'information sur laquelle l'algorithme doit se baser pour calculer les nouvelles valeurs des paramètres du modèle. Nous appellerons cette variable le facteur d'aplanissement des pondérations, noté  $W(t)$  et dont le calcul se fait par :

$$W(t) = \sum_{ij} \omega_{ij}(t), \quad \text{borné par} \quad 1 < W(t) < N \quad (4.9)$$

où  $N = L_d * L_g$  est le nombre total de modèles.

$W(t)$  possède comme maximum la racine carrée du nombre de modèles: c'est le cas où tous les modèles sont pondérés également donc le cas où on ne peut discerner les

meilleurs. Le minimum est donné par le cas où un seul modèle représente parfaitement le procédé. Une pondération de 1 lui est associée alors que tous les autres modèles sont affectés d'une pondération nulle. Dans le cas des systèmes linéaires, le facteur d'aplanissement est une fonction décroissante monotone et l'évolution de  $W(t)$  conduit à une pondération de 1 associée au meilleur modèle s'il est dans la banque.

Pour les systèmes linéaires, la règle d'adaptation est alors la suivante: tant que le facteur d'aplanissement décroît, l'information sur laquelle est basée le calcul des pondérations permet de mieux discriminer les modèles entre eux et donc l'évolution des paramètres est permise. Si la valeur du facteur d'aplanissement augmente, cela indique au contraire que le signal ne contient pas d'information pertinente permettant de faire évoluer les pondérations.

Dans le cas des systèmes non linéaires, il faut modifier la règle d'adaptation. La modification proposée par Gendron consiste à ramener artificiellement vers le haut la valeur de  $W(t)$  pour permettre une adaptation plus facile des paramètres :

Si on dénote par  $W(t)_{\min}$  la valeur minimale de  $W(t)$ , alors la règle de mise à jour du critère d'adaptation devient :

$$W_{\min}(t) = \lambda_{\text{leak}} X(t) + (1 - \lambda_{\text{leak}}) \cdot N \quad (4.10)$$

$$\text{où} \quad X(t) = \begin{cases} W_{\min}(t-1) & \text{si } W(t) \geq W_{\min}(t) \\ W(t) & \text{si } W(t) < W_{\min}(t) \end{cases} \quad \text{et il y a adaptation.}$$

$$\text{et} \quad \lambda_{\text{leak}} = e^{-\tau_{\text{leak}}}$$

et où  $T_{\text{leak}}$  est une constante de temps à déterminer par l'utilisateur selon la vitesse de la variation des paramètres du procédé. Plus ces changements sont rapides, plus  $T_{\text{leak}}$  est petite.

Les facteurs  $\lambda_{\text{leak}}$  et  $(1-\lambda_{\text{leak}})$ , tous deux contenus entre 0 et 1, peuvent aussi être vus comme des pourcentages dont l'importance est fonction de la capacité du modèle à reproduire le procédé réel. Plus le modèle est susceptible de bien reproduire le procédé, plus le pourcentage représenté par  $\lambda_{\text{leak}}$  est important.

Cette section visait à mettre en évidence les paramètres dont dépend l'algorithme du MWAC. La prochaine section montre le comportement de l'algorithme dans le cas linéaire et pour un nombre restreint de modèles. Elle servira d'introduction à la troisième section où l'on discutera du choix des paramètres.

## **4.2 Contrôle d'un système linéaire avec le MWAC**

Cette section a pour but de mettre en évidence le fonctionnement du MWAC en présentant les résultats de contrôle d'un système linéaire. Le contrôleur est utilisé pour contrôler un procédé du premier ordre avec retard, c'est-à-dire un procédé dont il peut reproduire exactement le comportement.

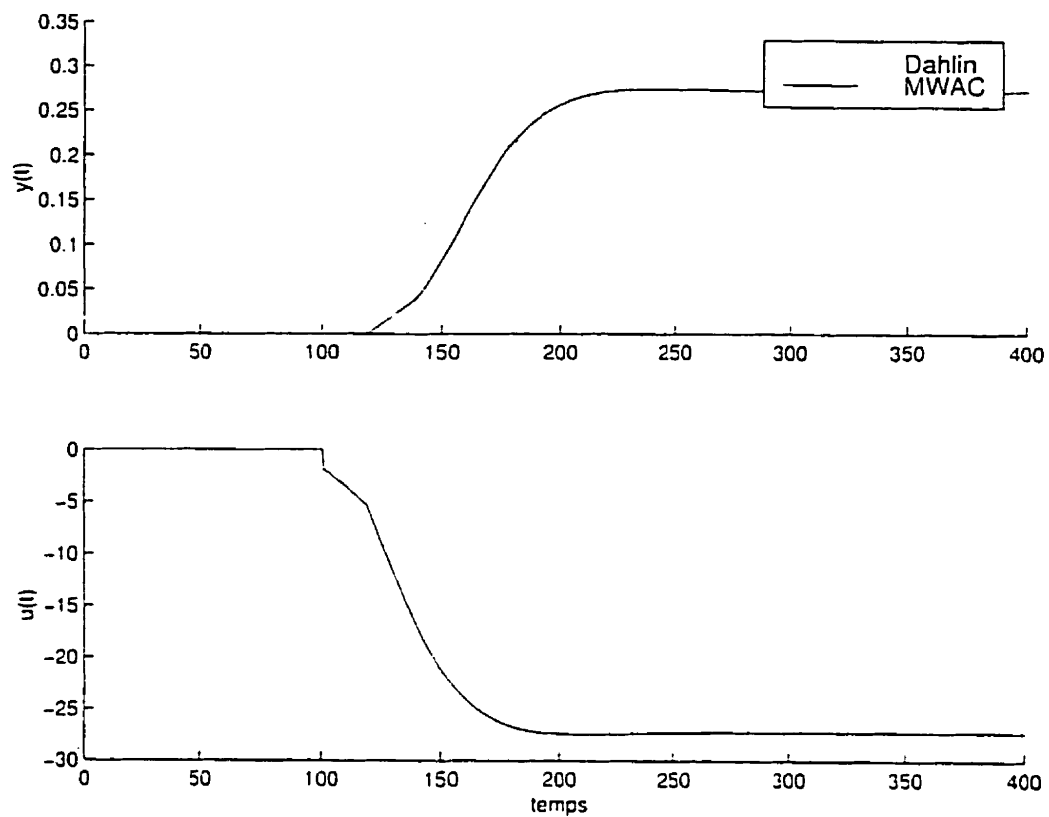
Les paramètres du procédé et du contrôleur qui seront utilisés comme exemple sont présentés au tableau 4.1. Le choix de ces paramètres pour une application réelle sera motivé à la prochaine section.



Tableau 4.1 Paramètres du procédé et du contrôleur

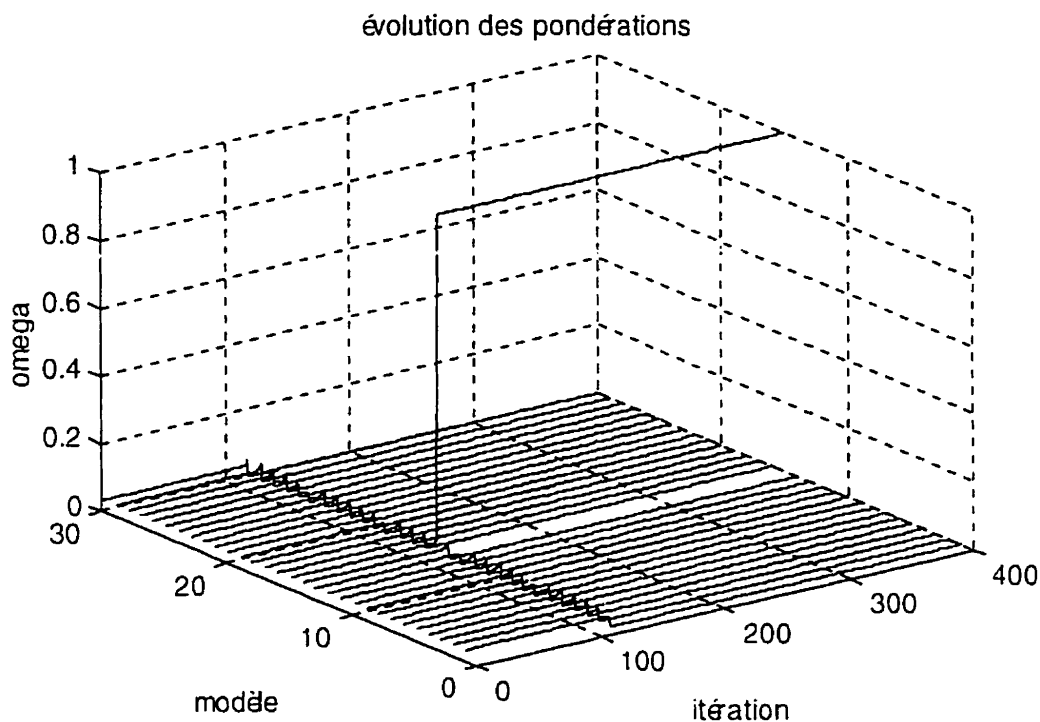
<b>Procédé</b>	
gain	$K = -0.01$
retard	$\Theta = 18$
constante de temps	$\tau = 11.7$
<b>Contrôleur</b>	
ensemble des gains candidats	$\bar{K} = [-0.1 \ -0.05 \ -0.01 \ -0.005 \ -0.001]$
ensemble des retards candidats	$\bar{m} = [16 \ 17 \ 18 \ 19 \ 20 \ 21]$
constante de temps estimée	$\tau_{\text{estimée}} = 11.7$
pôle en boucle fermée	$\beta = 0.98$
facteur d'oubli	$\lambda = 1$
facteur de qualité du modèle	$T_{\text{leak}} = 0$
norme de l'erreur	$\varphi = 2$
période d'échantillonnage	$\Delta t = 1$

La figure 4.2 montre, en lignes continues, les variables contrôlée et manipulée pour un changement de consigne effectué sur le système en boucle fermée avec le MWAC. À titre de comparaison, la performance du contrôleur de Dahlin correspondant (c'est-à-dire pour un seul modèle représentant parfaitement le procédé) est montrée en traits pointillés.



**Figure 4.2** Système du premier ordre avec retard, contrôlé par le MWAC et le contrôleur de Dahlin.

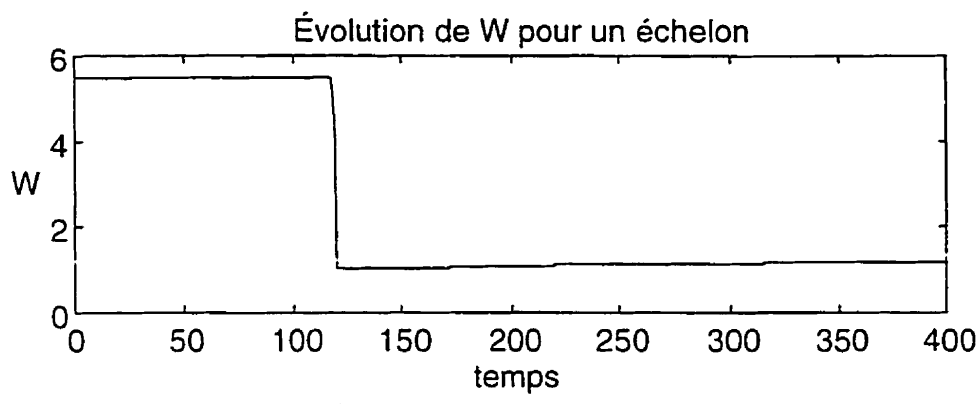
Les pondérations associées aux 30 modèles utilisés pour cet exemple sont présentées à la figure 4.3. On peut y voir que le modèle correspondant au procédé est rapidement pondéré par la valeur 1, toutes les autres pondérations évoluant vers une valeur nulle.



**Figure 4.3 Évolution des pondérations pendant un échelon sur la consigne pour un procédé linéaire.**

La figure 4.4 présente l'évolution du facteur d'aplanissement pendant un échelon. La valeur de  $T_{\text{leak}}$  est fixée à 0 puisque le procédé est linéaire et invariant dans le temps. La variable  $W(t)$  atteint sa valeur minimale après 120 minutes.

Les instants où l'adaptation des paramètres est possible sont indiqués par des croix sur un axe du temps sous le graphique de  $W(t)$ . Dans le cas étudié ici, l'adaptation se fait entièrement entre 117 et 120 minutes.

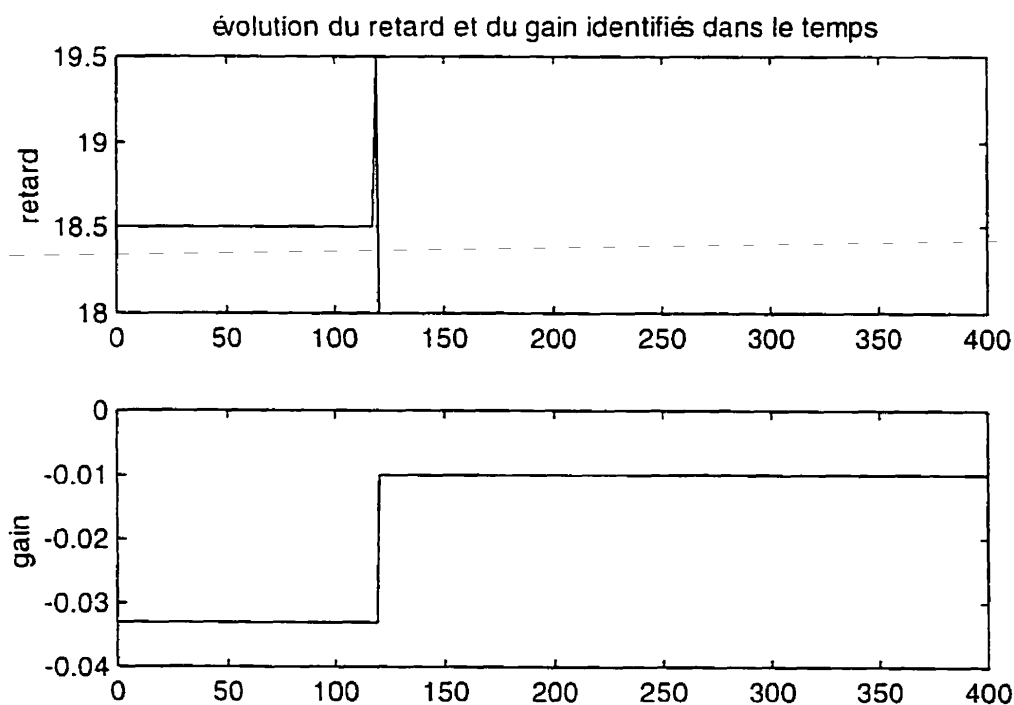


**Figure 4.4 Évolution de  $W(t)$  pour un échelon sur la consigne**

On peut voir sur la figure 4.2 que la performance du contrôleur adaptatif est supérieure à celle du contrôleur de Dahlin. En effet, si on considère le temps requis pour arriver à 1% de la valeur en régime permanent, le MWAC est plus performant. Mais cette comparaison ne devrait pas conduire à une conclusion générale sur la performance de contrôle car il est possible d'obtenir le résultat inverse avec un autre choix de la plage de gain. Elle sert plutôt à illustrer le comportement du contrôleur lors de l'adaptation des paramètres.

La réponse moins agressive initiale du MWAC durant les premières 20 minutes est due à la période d'adaptation des paramètres car la commande est alors calculée en se basant sur un gain et un retard mal identifiés. La variation de ces paramètres dans le temps est montrée à la figure 4.5. On peut entre autres y constater l'adaptation rapide des paramètres. On note aussi que l'adaptation débute 17 minutes après le changement de consigne soit une période d'échantillonnage après le plus petit retard de la banque de modèles. Ce comportement s'explique facilement par le fait que le premier signal d'erreur contenant l'information nécessaire à l'adaptation est disponible seulement après ce retard.

Le même raisonnement permet aussi d'expliquer pourquoi le gain est adapté deux minutes après le retard sur la figure 4.5 : l'information sur le gain n'est disponible qu'après le retard réel du procédé. La valeur du gain avant identification est de  $-0.0332$ , ce qui correspond à la moyenne de la plage de gain car les poids ont tous initialement la même valeur. Cela veut dire en pratique que le gain du procédé est, dans ce cas, sur-évalué, ce qui conduit à sous-évaluer aussi le gain du contrôleur. Cette sous-évaluation explique le manque initial de performance du contrôleur et la « cassure » autour de 120 minutes sur les courbes du MWAC de la figure 4.2. Le retard a quant à lui une valeur initiale de 18.5 minutes et atteint sa valeur finale de 18 minutes après vingt périodes d'échantillonnages, soit une période après avoir comparé des retards inférieurs et supérieurs à la valeur réelle.



**Figure 4.5 Paramètres identifiés par le MWAC**

Le comportement des paramètres identifiés amène à réfléchir sur la capacité de l'algorithme à bien contrôler un système lors d'un changement important de conditions opératoires. Si pour une raison quelconque le gain du procédé augmente de façon importante et brusque, les commandes seront momentanément basées sur une estimation du gain qui est faussement basse, au moins durant les premiers instants de l'adaptation. Il serait donc possible de déstabiliser le système. Fait à noter, cette situation n'est apparue dans aucune des simulations effectuées pour ce travail. Il se peut donc que les changements soient suffisamment lent ou alors trop peu importants pour déstabiliser le système.

De plus, puisque le MWAC conduit à un seul modèle et demande ainsi à ne placer qu'un seul pôle, ce qui facilite grandement sa mise en forme, on doit s'assurer que le pôle en boucle fermée est choisi de telle sorte que le système demeure stable pour les conditions les plus exigeantes que le système peut assumer. Le choix de déterminer un modèle global et de construire un seul contrôleur peut donc causer une perte de performance pour des raisons de robustesse. C'est une différence majeure avec le MMAC (Murray-Smith, 1997) qui exige de régler autant de contrôleurs qu'il y a de modèles dans la banque.

Il est bien évident que le fait de ne régler qu'un seul contrôleur a l'avantage énorme de ne pas limiter le nombre de modèles pour cause de temps de réglage excessif et de permettre des modifications faciles et rapides aux banques de modèles. De plus, certains domaines d'application de l'approche MMAC exigent des performances de contrôle élevées justifiant le surplus de travail et possèdent des modèles bien connus pour différentes conditions d'opération par exemple le contrôle du vol des avions de chasse.

Dans le cas d'un réacteur de blanchiment, les conditions opératoires peuvent varier de façon graduelle sans qu'on puisse déterminer des points d'opération intermédiaires et se baser sur eux pour partitionner le gain et le retard. Le MWAC permet de suivre l'évolution des paramètres selon les conditions d'opérations.

Comme il a été mentionné ci-dessus, le MWAC est équivalent au contrôleur de Dahlin lorsqu'il ne comporte qu'un seul modèle, son comportement tend aussi vers ce dernier à mesure qu'on réduit le nombre de modèles dans la banque. Il faut mentionner de plus que la performance attribuée ici au contrôleur de Dahlin n'est jamais atteinte en pratique, faute d'avoir un modèle parfait. Ce contrôleur est en effet sensible aux erreurs de modélisation (Ogunnaike, 1994). On peut donc considérer la performance du contrôleur de Dahlin comme un indicateur approximatif de la performance que l'on peut obtenir à l'aide du contrôleur adaptatif à modèles pondérés pour une même constante de temps en boucle fermée. Cette constatation peut être utile pour choisir une valeur initiale du pôle du système contrôlé. Il faut toutefois garder à l'esprit que la composante adaptative de l'algorithme rend le contrôleur non linéaire. Pour cette raison, le pôle en boucle fermée n'est plus le seul indicateur de la performance du système.

Cette section avait pour but d'illustrer le fonctionnement du contrôleur adaptatif à modèles pondérés pour une application simple. La section qui suit porte sur le choix des paramètres du MWAC pour le contrôle d'un système à paramètres répartis.

### ***4.3 Choix des paramètres du contrôleur pour le réacteur de blanchiment***

Les paramètres à déterminer pour utiliser le MWAC sont rappelés au tableau 4.2. Les méthodes évoquées pour déterminer chacun d'eux sont celles utilisées pour le cas du réacteur décrit par le système d'équations aux dérivées partielles présenté au chapitre 2.

**Tableau 4.2 Paramètres du MWAC**

$\bar{K}$	= plage de gain
$\bar{m}$	= plage de retard
$\tau$	= constante de temps estimée du procédé
$\varphi$	= exposant de la norme de l'erreur
$T_{leak}$	= paramètre d'évolution du critère d'adaptation
$\lambda$	= facteur d'oubli
$\beta$	= pôle en boucle fermée
$\Delta t$	= période d'échantillonnage

#### 4.3.1 Les paramètres du procédé

La discrétisation des plages de gain et de retard pose deux problèmes : celui du choix des bornes supérieures et inférieures et celui de la partition de chaque plage. Le choix des bornes doit se faire essentiellement à partir des variations attendues sur le procédé et de l'incertitude à l'égard de celles-ci. Les limites de l'équipement où des conditions d'opérations peuvent être utiles pour établir les bornes qui couvriront toutes les situations possibles. Par contre, cela peut conduire à un très grand nombre de modèles et représenter un temps de calcul important à chaque itération.

Le choix de la constante de temps et des bornes de la plage de gain et de la plage de retard a été effectué d'abord en identifiant le procédé par un modèle du premier ordre avec retard aux conditions nominales d'opération.



En l'absence de bruit, on sait que la discrétisation du gain donne de meilleures performances lorsqu'elle est plus fine. Le niveau de bruit permet d'en établir une limite inférieure. En effet, si plusieurs modèles sont trop semblables et que le procédé bruité peut correspondre à plus d'un modèle, la discrimination entre ceux-ci ne pourra se faire et la quantité  $W(t)$ , le facteur d'aplanissement, demeurera plus élevée. Or, Gendron (1997) nous apprend que le facteur d'aplanissement doit être amené le plus près possible de sa valeur minimale de 1 pour diminuer l'effet du bruit sur l'identification.

Dans le cas du retard, Gendron (1997) propose de discrétiser la plage en fonction de la période d'échantillonnage pour obtenir les meilleurs résultats, ce choix constituant la discrétisation la plus fine qu'un modèle discret puisse utiliser. Des simulations pour des discrétisations plus grossières de la plage de retard ont démontré une diminution marquée des performances de contrôle et d'adaptation et donc la partition de la plage de retard a été fixée comme étant la période d'échantillonnage.

Gendron a établi qu'il est possible de discriminer les modèles ayant des délais incorrects si la partition de la plage de gain est suffisamment fine. Ceci implique aussi que si les « vrais » paramètres du procédé sont inclus dans les plages, alors ils seront identifiés. Par contre, l'unicité de cette solution n'est pas démontrée et il est probable qu'elle ne soit pas vérifiée. La conséquence de ceci est que plusieurs modèles linéaires peuvent correspondre à un même procédé non linéaire sur un intervalle de temps donné, c'est-à-dire donner la même erreur de prédiction spécialement si la constante de temps est aussi adaptée. Ceci aurait pour effet de garder élevée la valeur de  $W(t)$ . Dans le même ordre d'idée, si plusieurs modèles linéaires sont suffisamment proches du procédé non linéaire, la valeur de  $W(t)$  est aussi maintenue élevée. Le contrôleur étant d'autant sensible au bruit que  $W(t)$  est élevé, cette situation n'est pas souhaitable et la partition de la plage de gain devrait être revue dans un tel cas.

Les idées énoncées plus haut sous-entendent que l'on cherche à identifier un procédé variant dans le temps autour de conditions nominales. On peut facilement imaginer une situation où le but de l'adaptation n'est pas de suivre les variations subtiles des paramètres d'un procédé mais de s'adapter à différentes conditions d'opérations très différentes les unes des autres. La méthode pour obtenir les éléments discrets des plages serait alors d'identifier les paramètres du procédé pour ces différentes conditions opératoires. Il est alors probable d'avoir à insérer des valeurs intermédiaires pour partitionner plus finement les gammes et obtenir de meilleurs résultats durant l'adaptation des paramètres, en accord avec Gendron. (1997).

Le tableau 4.3 présente les résultats des essais qui ont permis de déterminer les bornes des plages de gain et de retard pour un modèle du premier ordre avec retard du réacteur de blanchiment simulé par différences finies selon le modèle donné au chapitre 2. Le système a été identifié pour des changements sur la lignine et le dioxyde de chlore à l'entrée, sur le débit et sur les deux constantes cinétiques  $k_L$  et  $k_C$ . Le système simulé est celui décrit au tableau 2.1.

**Tableau 4.3 Résultats d'identification du système perturbé**

	( % )	K	$\theta$	$\tau$
Nominal	-	-0.00900	18	8.8954
$\Delta \text{ClO}_2$	+10	-0.00881	18	7.9592
	+5	-0.00895	18	8.8919
	-5	-0.00906	18	8.9126
	-10	-0.00904	18	8.1724

$\Delta L_{in}$	+10	-0.00938	18	8.9518
	+5	-0.00921	18	8.9222
	-5	-0.00877	18	8.9290
	-10	-0.00851	18	9.2919
$\Delta v$	+20	-0.00885	15	6.633
	+10	-0.00894	16	8.0048
	+5	-0.00897	17	8.3638
	-5	-0.00905	19	9.644
	-10	-0.00911	20	10.583
	-20	-0.00922	23	12.347
	-30	-0.00944	26	16.003
$\Delta K_c$	+20	-0.00795	18	8.9745
	+10	-0.00846	18	8.8972
	-10	-0.00956	18	9.2422
	-20	-0.0101	18	9.1486
$\Delta K_L$	+20	-0.00100	18	9.1291
	+10	-0.00956	18	9.2209
	-10	-0.00837	18	8.9219
	-20	-0.00765	18	9.0201

On s'aperçoit entre autres que le retard ne varie qu'en fonction du débit (le coefficient de dispersion est considéré constant ici). c'est en effet le seul paramètre d'écoulement du système qui a varié ici.

Le gain est par contre affecté par toutes les perturbations introduites. L'influence du débit s'explique facilement par la variation du temps de résidence dans le réacteur. Un

débit plus faible implique un temps de résidence plus long et donc une réaction plus complète, d'où augmentation du gain. Cela signifie aussi que, aux conditions normales d'opération, la réaction n'est pas complète à la sortie du réacteur, ce qui est nécessaire pour empêcher la réversion de la couleur.

L'augmentation de la lignine à l'entrée favorise aussi l'augmentation du gain. Cela s'explique par le fait que le taux de consommation de la lignine et du  $\text{ClO}_2$  suivent une cinétique au cube par rapport à la lignine mais que la constante cinétique de la lignine est plus élevée. La consommation de la lignine est donc favorisée. Rappelons que le gain est donné par le ratio de la lignine consommée sur le dioxyde de chlore ajouté. Ce comportement est conforme avec les observations rapportées par Dence (1996) et Grace (1989) selon lesquelles la lignine est d'autant plus difficile à enlever qu'elle est en petite quantité dans le système.

De la même façon, on peut expliquer la baisse du gain lorsqu'on ajoute du dioxyde de chlore. Pour une même quantité de lignine à l'entrée et un même temps de résidence, le surplus de lignine consommée sera moins important à cause de la faible vitesse de réaction en fin de réacteur représentée par la cinétique au cube.

L'augmentation du gain pour une diminution de la constante cinétique du  $\text{ClO}_2$ ,  $k_c$ , s'explique par la plus faible quantité de dioxyde de chlore consommé consécutive à une diminution de sa constante cinétique. Le même raisonnement explique l'augmentation du gain en réponse à l'augmentation de la constante cinétique de la lignine  $k_L$ .

On note aussi que la constante de temps du procédé  $\tau$  est affectée par un changement de débit. Puisque le changement de débit est connu, il est possible de moduler ce paramètre en fonction du débit. On peut aussi choisir d'ignorer cette variation de la

constante de temps et laisser une combinaison de modèles représenter le système sachant qu'il y a une erreur sur l'estimation de ce paramètre. c'est le cas pour ce travail.

Les données du tableau 4.3 ont permis de montrer l'ampleur de l'effet des perturbations sur le système tel que représenté par un modèle de premier ordre avec retard. En se servant des conclusions tirées sur l'effet de la variation des paramètres du système à paramètres répartis et en posant l'amplitude maximale de ces variations comme celles mentionnées au tableau précédent, on peut déterminer les bornes des plages de gain et de délais. Les bornes des plages de gain et de retard sont montrées au tableau 4.4.

**Tableau 4.4 Bornes des plages de gain et de retard**

Gain	-0.006...-0.013
Retard	15...26
Constante de temps	9

Tout en conservant les mêmes bornes, 4 discrétisations différentes de la plage de gain ont été testées pour fin de comparaison. Ces tests ont porté sur le contrôle des perturbations sur la lignine durant 1100 minutes. Tous les autres paramètres de simulation ont été gardés constants. Les 4 plages testées sont rapportées au tableau 4.5.

**Tableau 4.5 Plages de gain et de retard**

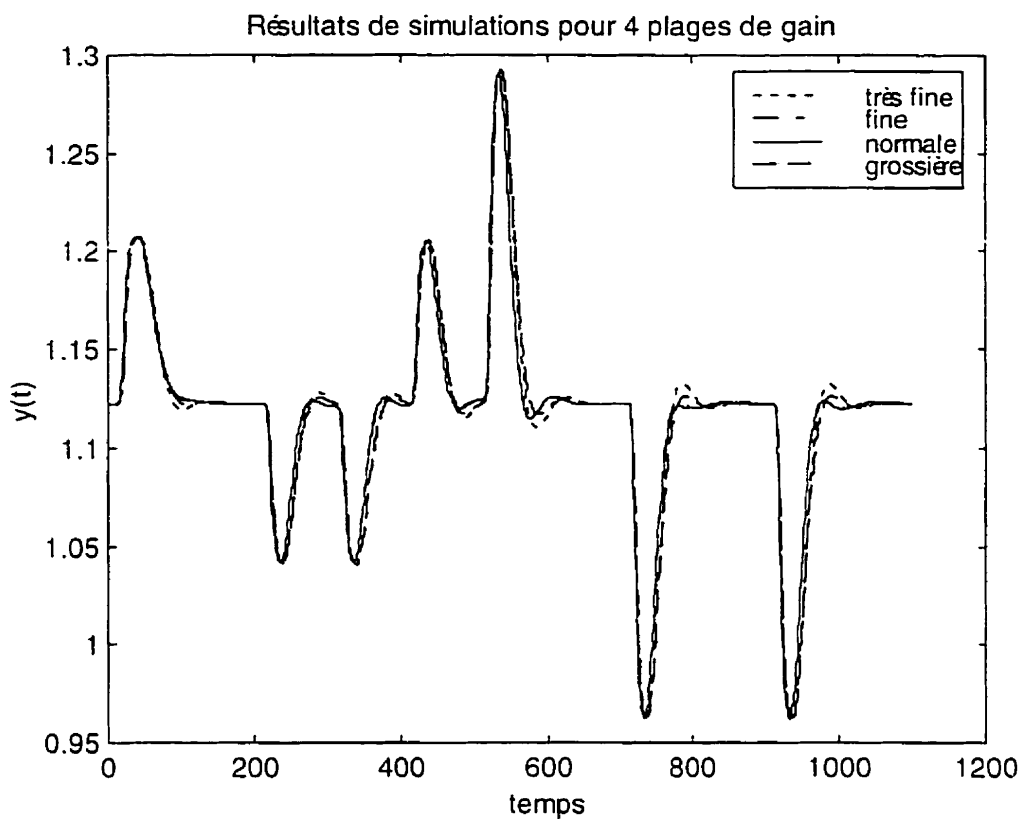
Très fine	-0.006 -0.007 -0.008 -0.0084 -0.0085 -0.0086 -0.0087 -0.0088 - 0.0089 -0.009 -0.0091 -0.0092 -0.0093 -0.0094 -0.0095 -0.0096 - 0.01 -0.011 -0.012 -0.013
Fine	-0.006 -0.007 -0.008 -0.0084 -0.0086 -0.0088 -0.009 -0.0092 - 0.0094 -0.0096 -0.01 -0.011 -0.012 -0.013

Normale	-0.006 -0.007 -0.008 -0.009 -0.01 -0.011 -0.012 -0.013
Grossière	-0.006 -0.008 -0.01 -0.012 -0.013
Plage de retard	15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26

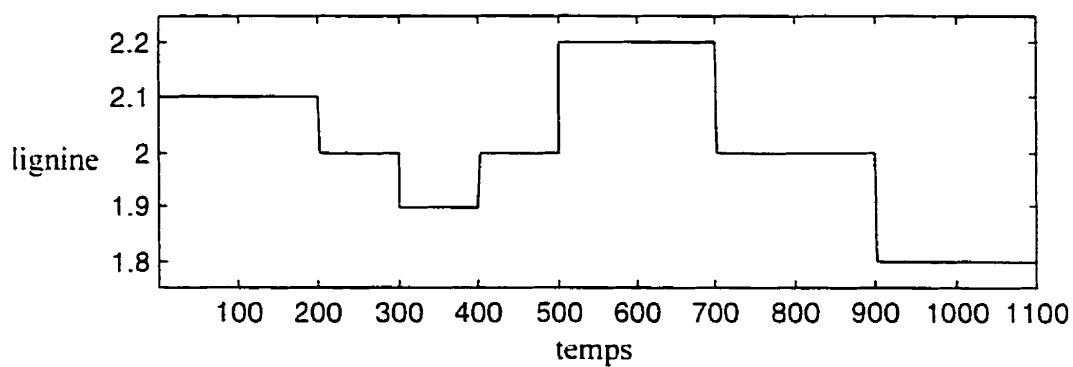
Les différences majeures entre ces quatre discrétisations sont le nombre de modèles impliqués et la discrétisation de la portion  $-0.0084$  à  $-0.0096$  de la plage, là où la majorité des variations sont observées.

Pour la plage dite « très fine », la discrétisation correspond à des variations d'environ 2.5% des conditions d'opération. Elles sont d'environ 5% pour ce qui est de la plage « fine ». Les plages « normales » et « grossières » sont des discrétisations avec intervalle fixe respectif de 0.001 et 0.002 qui n'ont pas de correspondance avec une quelconque perturbation attendue sur le système.

Les résultats de simulation pour ces quatre plages de gain sont présentés à la figure 4.6 pour les perturbations sur la lignine montrées à la figure 4.7. On peut voir sur la figure 4.6 que l'amplitude des variations reste à toute fin pratique inchangée peu importe la plage.



**Figure 4.6** Concentration de lignine pour quatre discrétisations de la plage de gain

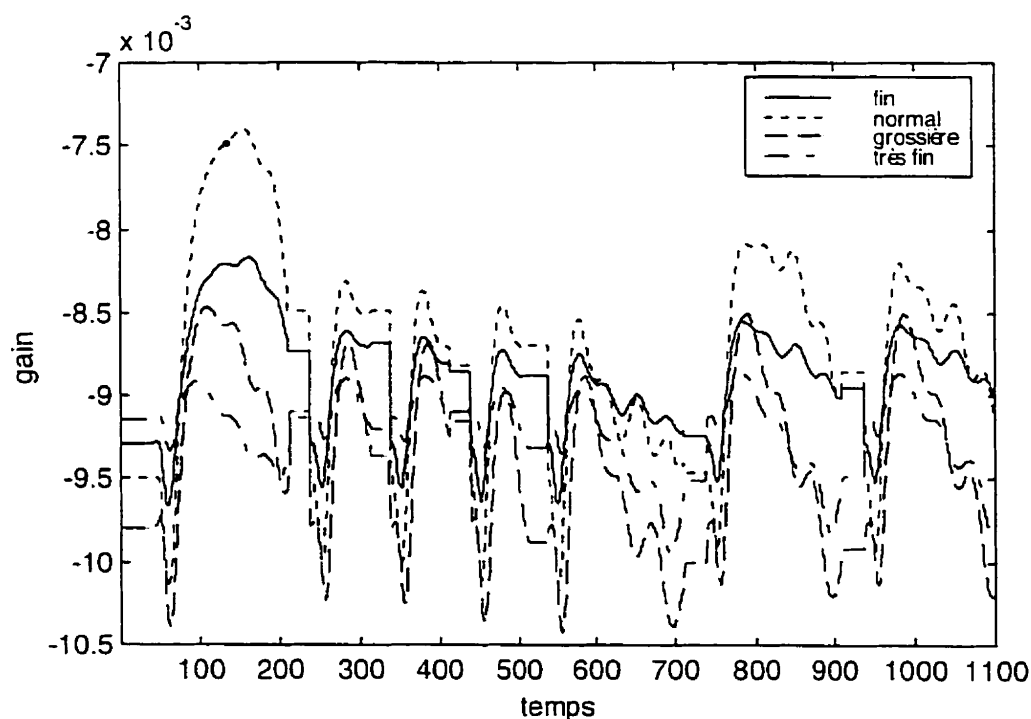


**Figure 4.7** Perturbations sur la lignine à l'entrée

On remarque aussi que la simulation de la plage « grossière » comme celle de la plage « très fine » montrent une légère perte de performance sur la convergence vers la consigne et sur les dépassements qui suivent.

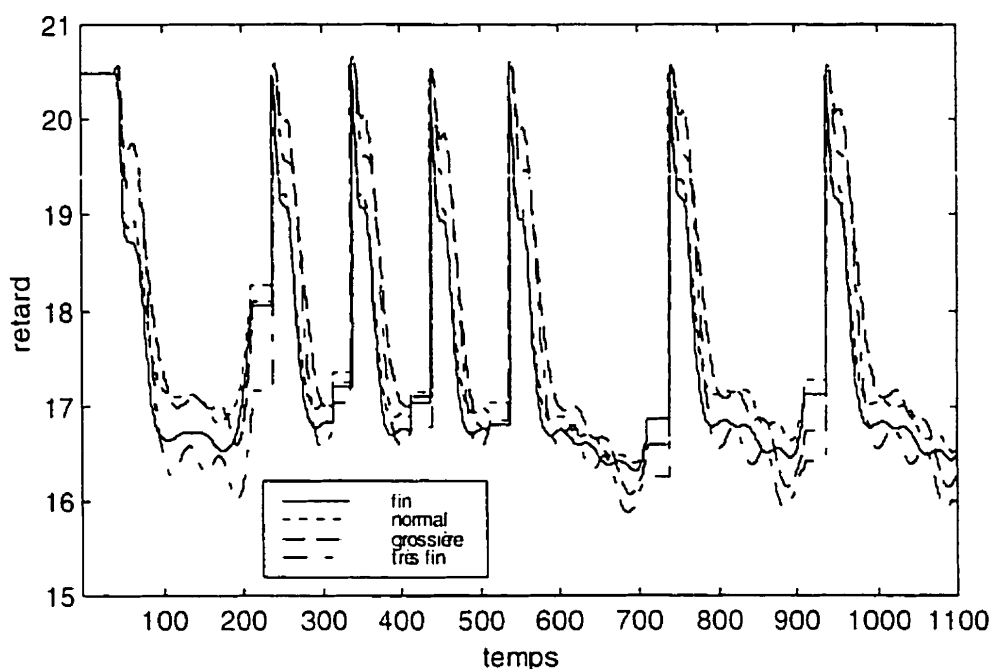
Les simulations pour les plages « fine » et « normale » montrent les meilleures résultats, d'ailleurs sensiblement les mêmes. Les deux courbes ne sont distinctes qu'aux environs de 100, 275, 450 et 650 minutes. Ce résultat montre qu'il existe une discrétisation qui maximise les performances de contrôle. Dans ce cas, il s'agit de la plage de gain dite « normale » et sa partition ne reflète pas les variations attendues sur le système mais couvrent uniformément les valeurs possibles des gains.

L'évolution des gains estimés pour les quatre plages est montrée à la figure 4.8, ainsi que les retards estimés associés à la figure 4.9.



**Figure 4.8 Évolution des gains identifiés pour les quatre plages**





**Figure 4.9 Évolution des retards identifiés pour les quatre plages**

On remarque d'abord des changements radicaux lors des changements de conditions opératoires. De plus, l'amplitude des variations des gains est très différente selon chaque plage. Ainsi, la discrétisation très fine présente des variations de faible amplitude qui augmentent pour les cas « fine » et « normale ». Curieusement, ces amplitudes sont réduites dans le cas de la simulation avec la plage « grossière ». Ceci semble indiquer qu'il est possible d'avoir une bonne performance de contrôle même si les paramètres identifiés démontrent des variations d'amplitude importante mais de courte durée.

Enfin, on peut voir que l'adaptation des paramètres se fait pratiquement sur les mêmes périodes. Durant ces instants, les valeurs du gain et du retard passent par un maximum

avant de tendre vers les valeurs finalement identifiées, qu'on reconnaît aux plateaux d'environ 50 minutes après chaque changement de conditions d'opérations.

Le retard identifié est aussi affecté mais dans une moindre mesure car les paramètres identifiés tendent rapidement vers une zone dont l'amplitude est de moins d'une minute alors que la période d'échantillonnage est d'une minute.

Tant de similitudes portent à croire que les deux plages de gain utilisées ne sont en fait pas significativement différentes. Dans ce cas, il est inutile d'utiliser la discrétisation plus fine car elle nécessite plus de calculs. La plage de gain utilisée pour le cas « normal » sera donc celle utilisée pour les simulations à venir.

Les paramètres suivants sont présentés dans l'ordre où ils ont été sélectionnés lors de leur recherche. La première étape a été de stabiliser le système en utilisant un contrôleur de Dahlin autour du point d'opération. La constante de temps en boucle fermée a été choisie de manière à stabiliser le système sans dépassement pour des changements de consigne et des perturbations de 5 % sur la lignine. La période d'échantillonnage a été choisie auparavant pour être suffisamment plus petite que la plus petite constante de temps du procédé. La constante de temps du procédé retenu étant de 9 minutes. Une période d'échantillonnage de 1 minute a été choisie.

#### 4.3.2 Le facteur d'oubli

Le facteur d'oubli a pour but, comme son nom l'indique, d'oublier la contribution d'événements passés pour calculer la norme de l'erreur pour accorder une plus grande importance à la situation présente. Landau (1998) rapporte que les valeurs habituelles du facteur d'oubli sont généralement comprises entre 0.9 et 1 et qu'un facteur d'oubli

trop faible peut causer des instabilités pour des algorithmes de moindre carré récursif. Ce facteur permet de mesurer la norme de l'erreur sur un intervalle temporel d'intérêt.

Plus le facteur d'oubli est faible, plus le nombre d'éléments ayant un poids significatif dans le calcul de la norme de l'erreur est faible. En pratique, une diminution du facteur d'oubli a comme effet d'accorder une pondération plus grande aux derniers éléments de la réponse du procédé et de favoriser les modèles linéaires dont l'erreur de prédiction est la plus faible dans cette « fenêtre d'observation ». On assiste alors à l'identification des paramètres pour une région donnée des conditions d'opération, et cette région doit être nécessairement plus petite que celle couverte par la réponse à l'échelon ou la perturbation affectant le procédé.

Trois valeurs de facteur d'oubli ont été utilisées pour fin de comparaison, le but ultime étant de trouver une fenêtre d'observation acceptable. Les conditions de simulation ainsi que la valeur du critère d'erreur quadratique intégrale sont présentées en annexe A. Les résultats de simulations seront présentés après les discussions sur l'exposant de la norme de l'erreur et la paramètre  $T_{leak}$ .

#### 4.3.3 L'exposant de la norme de l'erreur

Le choix de l'exposant de la norme de l'erreur permet de discriminer avec plus ou moins de rapidité le ou les modèles adéquats. Porté à sa limite on obtient la norme infinie qui conduit à la sélection du meilleur modèle à chaque itération. Les facteurs qui empêchent d'augmenter la valeur de l'exposant sont l'amplitude du bruit de mesure et les disparités entre le modèle du premier ordre avec retard et le procédé réel. En l'absence de bruit, plus l'exposant de la norme est élevé, meilleure est la discrimination entre les modèles. En présence de bruit, ou encore lorsque le modèle de premier ordre n'est pas suffisamment semblable au comportement du procédé, un exposant trop élevé

peut mener à la sélection temporaire d'un modèle inadéquat. L'influence de l'exposant de la norme de l'erreur sera montrée par simulation, en conjonction avec le facteur d'oubli et le paramètre  $T_{leak}$  un peu plus loin.

#### 4.3.4 Le paramètre $T_{leak}$

Le paramètre  $T_{leak}$  est présenté par Gendron (1997) comme une constante de temps à ajuster en fonction de la vitesse de changement de la dynamique du procédé. Ainsi plus la dynamique du procédé varie lentement, plus  $T_{leak}$  doit être grand de façon à ce que l'adaptation des paramètres se fasse plus lentement.

Comme ce paramètre  $T_{leak}$  apparaît toujours à l'intérieur d'une exponentielle, il est aussi possible de le considérer comme une façon d'assigner un pourcentage de confiance au modèle utilisé. De cette façon, au lieu de décider de l'amplitude de  $T_{leak}$ , on peut aussi bien fixer la valeur de  $L_{leak}$  entre 0 et 1. Plus le procédé se comporte comme le modèle du premier ordre avec retard, plus on peut accorder d'importance au terme  $\lambda_{leak}$  dans l'équation (4.10).

Pour déterminer ce paramètre, des simulations ont été effectuées pour plusieurs valeurs de facteur d'oubli et d'exposant de la norme de l'erreur. Le critère utilisé pour sélectionner la meilleure valeur est encore une fois l'erreur quadratique intégrale. De plus, le dépassement maximal admissible pour une perturbation de 10% sur la lignine est fixée à 5% de l'amplitude initiale de cette perturbation. Les figure 4.10 à figure 4.12 montrent la valeur de l'erreur intégrale pour des simulations où le système est perturbé par des changements sur la concentration de lignine à l'entrée du réacteur.

Les conditions de simulations ainsi que les résultats sous forme de tableau sont présentés en annexe A. La valeur du facteur d'oubli est fixée pour chaque figure, elle est de 0.95 pour la figure 4.10, de 0.9 pour la figure 4.11 et de 0.85 pour la figure 4.12.

Pour chaque figure, le paramètre  $L_{\text{leak}}$  (et non  $T_{\text{leak}}$ ) et l'exposant de la norme de l'erreur sont représentés sur le plan horizontal. L'axe vertical représente la valeur de l'erreur quadratique intégrale associée à la simulation. L'erreur  $y$  est représentée par une surface pour mettre en évidence une valeur minimale si elle existe. Tous les autres paramètres sont maintenus constants.

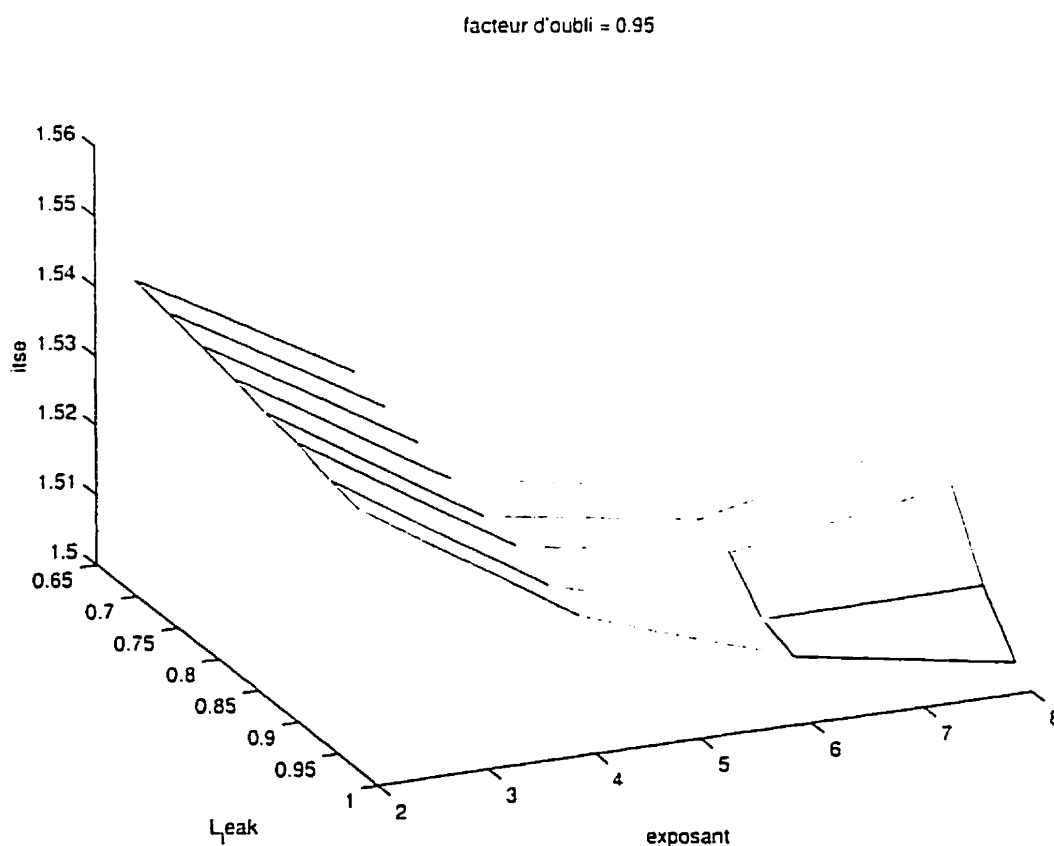


Figure 4.10 Erreur intégrale pour lambda = 0.95

Sur cette figure, les valeurs minimales de l'erreur correspondent pour toutes les valeurs de l'exposant de la norme de l'erreur, au même paramètre  $L_{leak}$  qui est de 0.98. Cela suggère que le minimum serait obtenu en accordant encore plus d'importance au modèle linéaire et donc que le modèle linéaire est très proche du modèle non linéaire. Supposant que ce n'est pas le cas, une autre série de simulations a été effectuée pour une valeur différente du facteur d'oubli : 0.9 i.e. pour laquelle l'erreur est calculée en accordant moins d'importance aux valeurs plus anciennes ou encore que la fenêtre d'observation du procédé est réduite. Le but de cette nouvelle série de simulations est de trouver des conditions (exposant, facteur d'oubli,  $L_{leak}$ ), si elles existent, pour lesquelles une valeur minimale de l'erreur intégrale peut être identifiée. Le figure 4.11 montre le résultat de ces simulations.

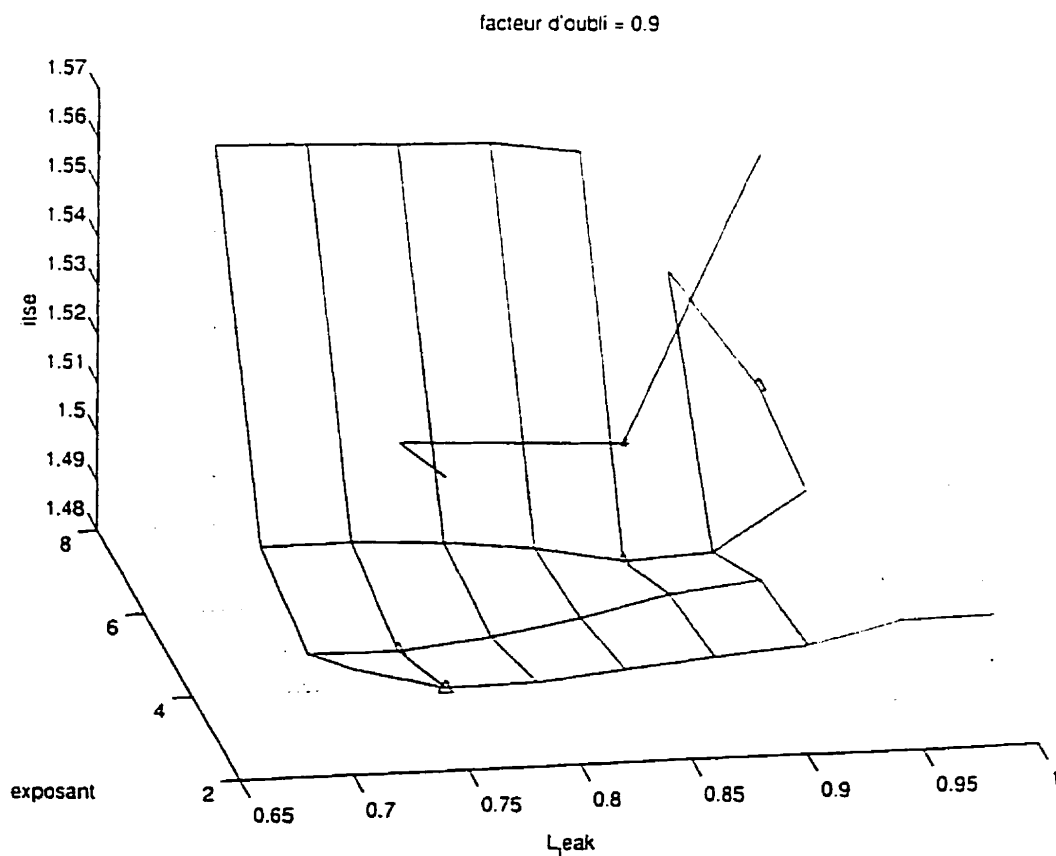
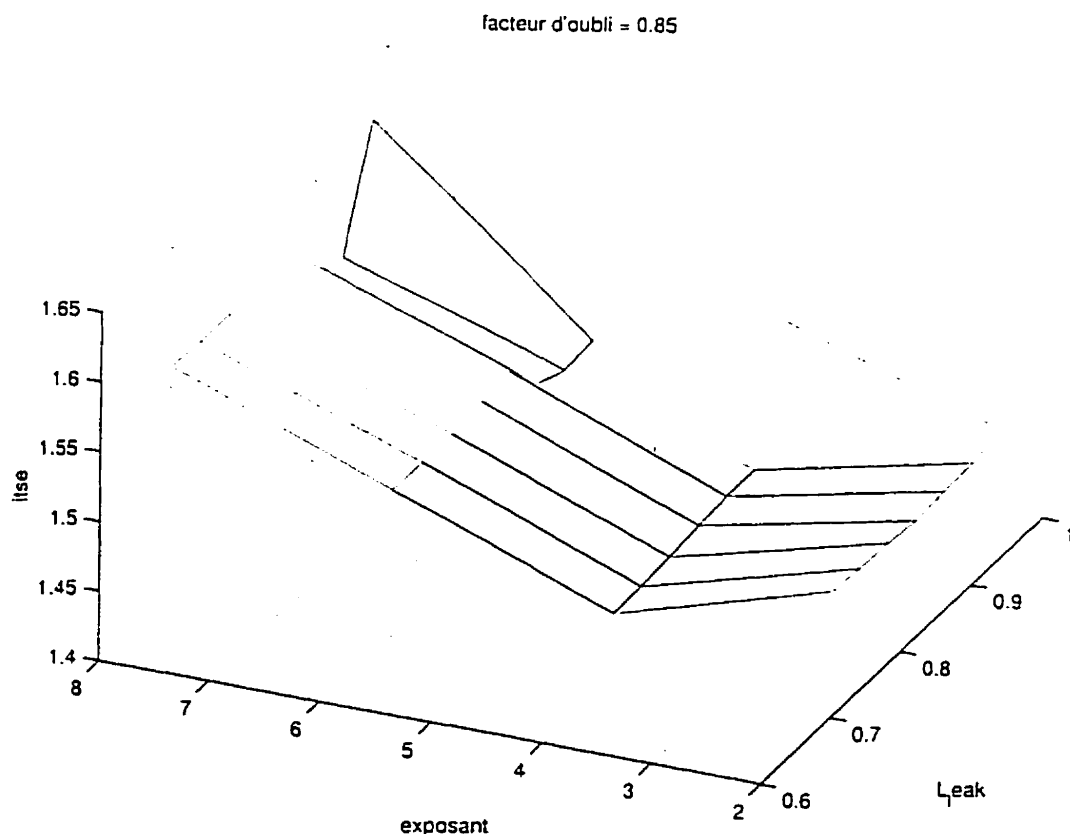


Figure 4.11 Erreur intégrale pour  $\lambda = 0.9$

Sur cette figure, les minimums associés à chaque exposant sont indiqués sur la surface d'erreur par un triangle. Les minimums ont aussi été reproduits, avec une légère translation au dessus de la surface pour permettre de voir les positions respectives des minimums. On constate donc que pour ces conditions, il existe un minimum du critère de performance, le minimum global est marqué d'un astérisque. Il correspond à  $T_{\text{leak}} = 0.86$  et exposant = 6.

Enfin, une autre série de simulations avec un facteur d'oubli de 0.85 a été effectuée. La figure 4.12 en montre les résultats.



**Figure 4.12 Erreur intégrale pour  $\lambda = 0.85$**

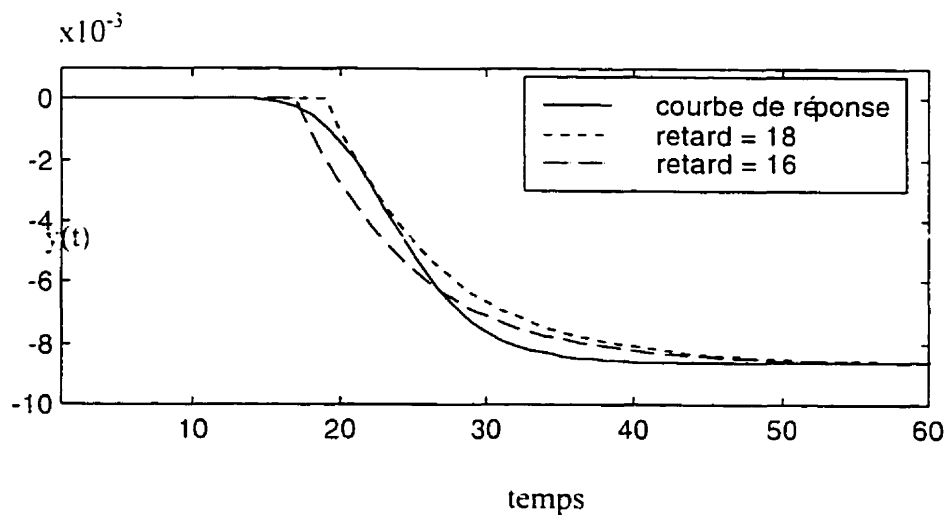
Sur ce graphique, on peut apercevoir que le minimum est atteint à l'exposant 4 mais qu'il est encore en décroissance pour une valeur de  $L_{leak}$  de 0.70. Par contre, les simulations faites à partir de ces paramètres montrent souvent des dépassements inacceptables et la recherche d'un minimum pour ce facteur d'oubli n'est pas poussée plus loin. Par contre, il faut noter que l'exposant 4 donne les meilleurs résultats tout en ayant une faible valeur de  $L_{leak}$ .

L'analyse des trois dernières figures révèle des moyens de rejeter les plus mauvaises combinaisons de paramètres (facteur d'oubli, exposant et  $L_{leak}$ ). Rappelons d'abord, l'erreur intégrale est utilisée pour comparer entre elles les combinaisons acceptables tandis que le critère sur le dépassement permet de rejeter celles qui ne le sont pas.

Une première constatation permet de rejeter les combinaisons ayant un facteur d'oubli trop élevé. On sait que le facteur d'oubli permet d'observer le procédé sur un intervalle plus ou moins long. Si cet intervalle est trop long, aucun modèle linéaire ne sera capable de reproduire suffisamment bien le procédé et le modèle sélectionné sera le moins mauvais, c'est-à-dire un modèle variant peu mais avec l'erreur moyenne la plus faible. Cela permet à l'optimum de correspondre à une valeur de  $L_{leak}$  près de 1 qui n'est pas consistante avec un système non linéaire.

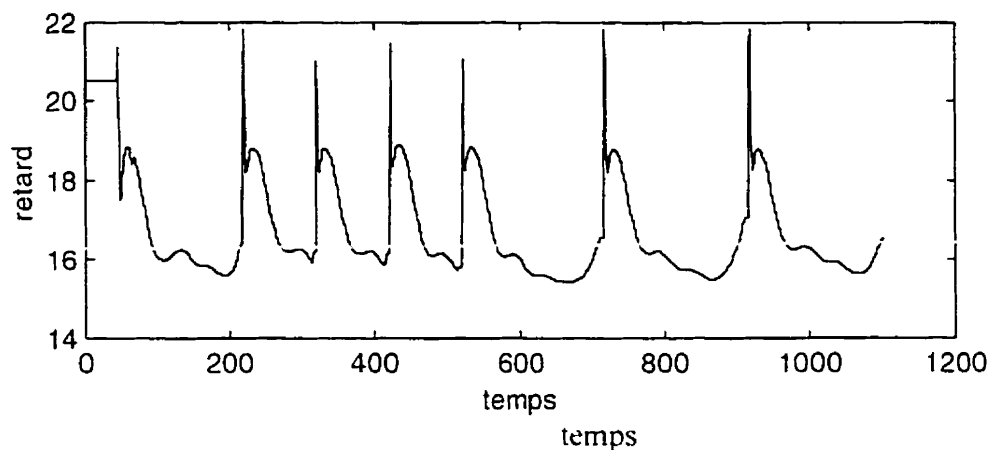
Le paramètre  $\lambda$  a donc un effet considérable sur le modèle retenu car il a la propriété de pondérer l'erreur. La figure 4.13 montre la réponse à un échelon de 10% du  $ClO_2$  du procédé non linéaire et deux réponses du premier ordre avec retard de 16 et 18 minutes. Il est évident que dans la première partie de la réponse, jusqu'à 27 minutes, le modèle avec retard de 18 minutes ressemble plus au procédé alors que le modèle avec retard de 16 minutes semble plus indiqué pour le reste de la réponse. Étant donné la forme de la réponse du réacteur, un facteur d'oubli trop faible aura tendance à sous estimer le retard du procédé.





**Figure 4.13** Comparaison de la réponse du procédé à deux modèles linéaires

En observant le retard estimé pendant un changement de consigne, il est possible de choisir  $\lambda$  de façon à ce que le retard estimé soit situé dans la région voulue. La valeur de  $\lambda = 0.9$  donne le retard estimé présenté à la figure 4.14 pour des changements de consigne de  $\pm 10\%$  et  $\pm 20\%$  sur la lignine à la sortie. Comme on peut le constater, à chaque changement de consigne correspond une région où le retard est évalué à 18 suivie d'une région où il est estimé à 16.



**Figure 4.14 Retard estimé pour  $\lambda = 0.9$**

Le paramètre  $L_{leak}$  procure une capacité d'évolution au modèle linéaire. Plus cette quantité est faible, plus le pourcentage affecté à  $X(t)$  dans l'équation ( 4.10 ) est faible et donc plus  $W(t)$  est ramené vers sa valeur initiale, permettant ainsi une adaptation plus facile. Pour  $\lambda = 0.9$  et  $\lambda = 0.85$ , la plupart des valeurs les plus faibles de l'erreur quadratique sont atteintes pour une faible valeur de  $L_{leak}$ . Aussi l'exposant 4 semble le plus indiqué pour ces deux valeurs du facteur d'oubli car pour de faibles valeurs de  $L_{leak}$ , c'est à l'exposant 4 que les minimums d'erreur sont atteints. Une valeur de 0.74 sera donc utilisée pour les simulations, ce qui représente une constante de temps de 3.3 ou encore que l'on accorde un taux de confiance limité au modèle linéaire. L'exposant sera fixé à 4.

Pour résumer, le choix des trois paramètres à l'étude dans cette section : le facteur d'oubli, l'exposant de la norme de l'erreur et  $L_{leak}$ , est arrêté aux valeurs suivantes :

**Tableau 4.6 Paramètres retenus**

facteur d'oubli	=	0.9
exposant	=	4
$\tilde{L}_{leak}$	=	0.74

Le but de ces trois séries de simulations était de rechercher des conditions pour lesquelles un critère de performance est minimisé. Les plages de gain et de retard ainsi que le pôle en boucle fermée sont restés inchangés durant ces simulations. Les résultats présentés ici ne sont valides que pour ces conditions. De plus, l'effet du bruit n'a pas été pris en compte dans le choix de l'exposant, ce choix devra être révisé en fonction du niveau de bruit du procédé. Pour continuer ce travail, les conditions mentionnées au tableau 4.6 qui visent à minimiser les critères de performance utilisés ici sont jugées suffisamment près des conditions idéales. Ces valeurs seront utilisées pour les simulations présentées au chapitre suivant. Dans ce chapitre, les résultats de simulation pour différentes configurations de contrôle seront présentés dans le but de contrôler le réacteur de blanchiment pour diverses perturbations et des changements de consigne sur la lignine à la sortie du réacteur.

## CHAPITRE 5: RÉSULTATS DE SIMULATION

Ce chapitre présente les résultats de simulations du réacteur de blanchiment contrôlé par différentes techniques et pour trois arrangements de sondes. Les conditions d'opération sont d'abord énoncées puis les résultats de simulation sont présentés pour des tâches d'atteinte de consigne et de rejet de perturbation. Les résultats de l'approche ne comportant qu'une seule sonde située à la sortie sont d'abord présentés, suivis des résultats des approches comportant deux sondes.

Pour chaque simulation, le procédé est initialement en régime permanent correspondant aux profils de concentrations montrés à la figure 2.8 du chapitre 2

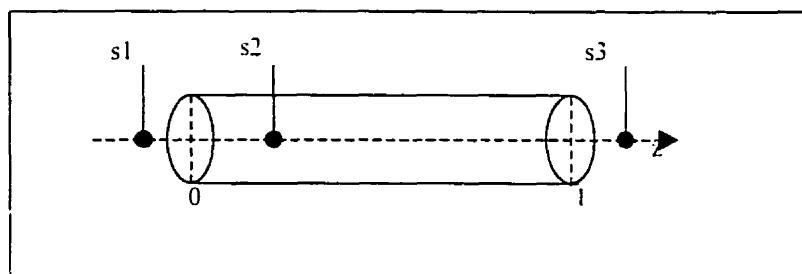
Les valeurs des différent paramètres du procédé correspondant à ce régime opératoire sont rapportées au tableau 2.1. Les conditions de sortie du réacteur sont aussi indiquées. Pour toutes les simulations, la variable manipulée est la concentration de  $\text{ClO}_2$  à l'entrée du réacteur et la variable contrôlée est la lignine en sortie. Rappelons qu'il serait possible d'utiliser le débit de pâte pour contrôler le système mais que cette variable est en pratique toujours réservée aux besoins de la production.

Le tableau suivant montre les paramètres de réglage des différents contrôleurs dont les résultats de contrôle sont montrés ici. Ces paramètres ont été choisis pour donner les meilleures performances pour le rejet des perturbations sur la lignine. Bien entendu ces paramètres demeurent inchangés pour toutes les simulations.

Tableau 5.1 Paramètres de réglage des contrôleurs

contrôleur	paramètre	valeur
MWAC		
Dahlin	$\beta$	pôle en boucle fermée
	$\theta$	retard
DMC	p	horizon de prédiction
	n	horizon de commande
	$k^2$	facteur de suppression de la commande
	"	paramètre de la commande modifiée
compensated brightness	$\tau_i$	pôle de la boucle interne
	$\tau_e$	pôle de la boucle externe
	$K_i$	gain de la boucle interne
	$K_e$	gain de la boucle externe

La position et la disponibilité des sondes étant une part importante du problème de contrôle du réacteur de blanchiment, les résultats de simulation seront présentés selon leurs disponibilités. La prochaine section montre les résultats de simulation pour le cas où une seule sonde est disponible en position s3 sur la figure 5.1. La section 5.2 présente ensuite les résultats de simulation impliquant la présence de deux sondes situées près de l'entrée, équivalentes aux positions s1 et s2.



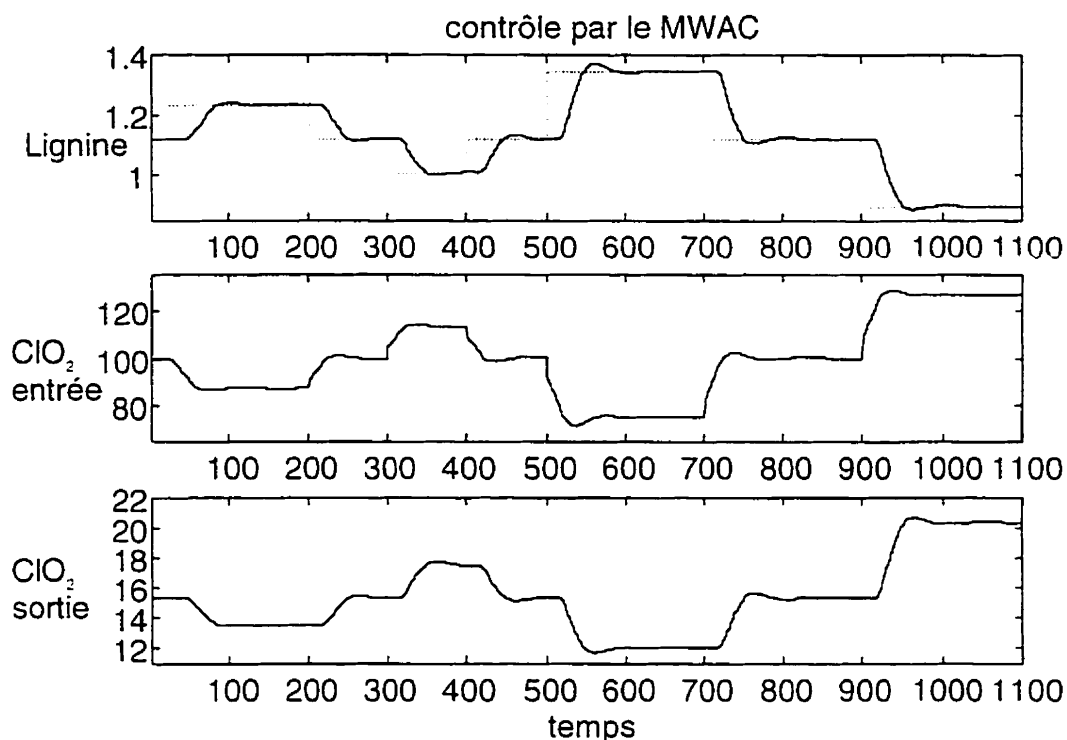
**Figure 5.1** Position des sondes le long du réacteur.

### **5.1 Cas pour une sonde située à la sortie**

Cette section présente les résultats de contrôle du réacteur de blanchiment pour le cas où une seule sonde située en sortie est disponible. Les résultats de contrôle du système pour des changements de consigne sont d'abord présentés suivis des résultats de contrôle pour les rejets de perturbations.

#### **5.1.1 Atteinte de consigne**

Le MWAC a été utilisé pour contrôler le réacteur de blanchiment dans une configuration où la concentration de lignine et de  $\text{ClO}_2$  sont analysés à la sortie du réacteur seulement. La variable manipulée est le  $\text{ClO}_2$  ajouté à l'entrée. La figure 5.2 présente les résultats de simulation pour des changements de consigne d'amplitudes et de signes différents. On y voit les courbes de la lignine en sortie, du dioxyde de chlore à l'entrée et du dioxyde de chlore en sortie notée.



**Figure 5.2** Système contrôlé par le MWAC, changements de consignes

La figure 5.2 montre la lignine qui subit des changements de consigne positifs et négatifs de 10% et 20%. On observe des dépassements maximums de l'ordre de 5% (relatif à l'amplitude du changement de consigne) pour les changements de consigne de 10% et des dépassements maximums de 10% pour les changements de consigne de 20%. Ces dépassements maximums surviennent toujours lorsque la concentration de lignine augmente, situation qui correspond à une augmentation du gain du procédé. Le gain estimé est alors momentanément trop faible et l'action de contrôle trop importante. Après quelques itérations, le système est mieux identifié et les oscillations sont rapidement atténuées.

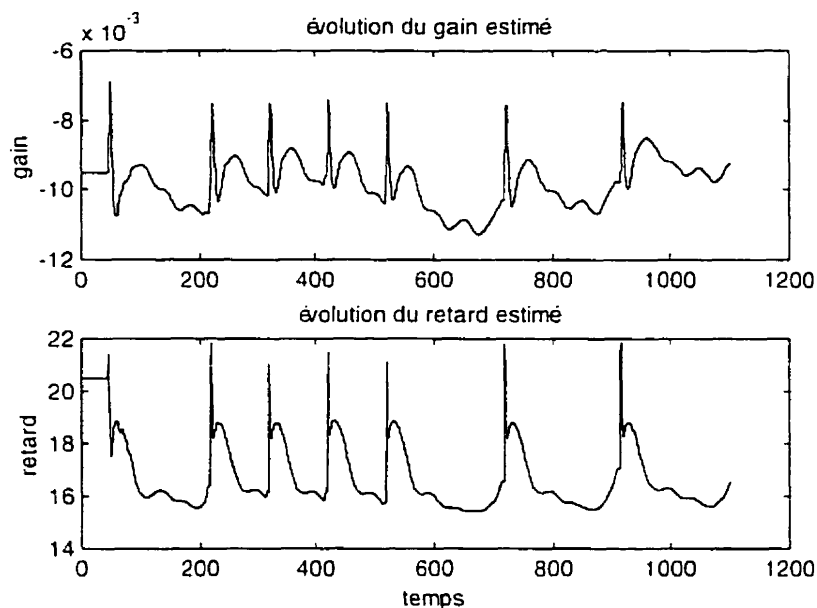
Le contrôleur a été réglé pour rejeter les perturbations sur la concentration de lignine car c'est la source majeure des perturbations attendues et donc la tâche la plus importante. Les changements de consigne ne sont pas une opération très courante

puisque la consigne est en fait le minimum de lignine en sortie et ne devrait jamais changer. Par contre, il peut être utile d'observer la performance du contrôleur adaptatif pour ce type d'opération. Il est intéressant de constater que les réglages obtenus pour le rejet de perturbation permettent aussi le changement de consigne sans trop d'oscillations.

La figure 5.3 montre l'évolution du gain et du retard identifiés lors des changements de consigne. On peut y voir qu'après chaque changement de consigne, les deux paramètres identifiés subissent une variation brusque d'une amplitude élevée mais de très courte durée. Ces variations surviennent après une période de retard, car il est bien sûr impossible d'observer les changements au procédé avant cette période. Les paramètres identifiés tendent alors vers des valeurs stables.

On note sur la figure 5.3 que chaque augmentation de concentration de lignine est suivie d'une augmentation du gain estimé, ce qui est attendu de ce système tel que mentionné au chapitre 2. Le retard estimé varie entre 16 et 18 minutes mais ces variations sont dues au processus d'adaptation et ne reflètent pas les changements du procédé. Le retard estimé tend en effet toujours vers la même valeur de 16 minutes.



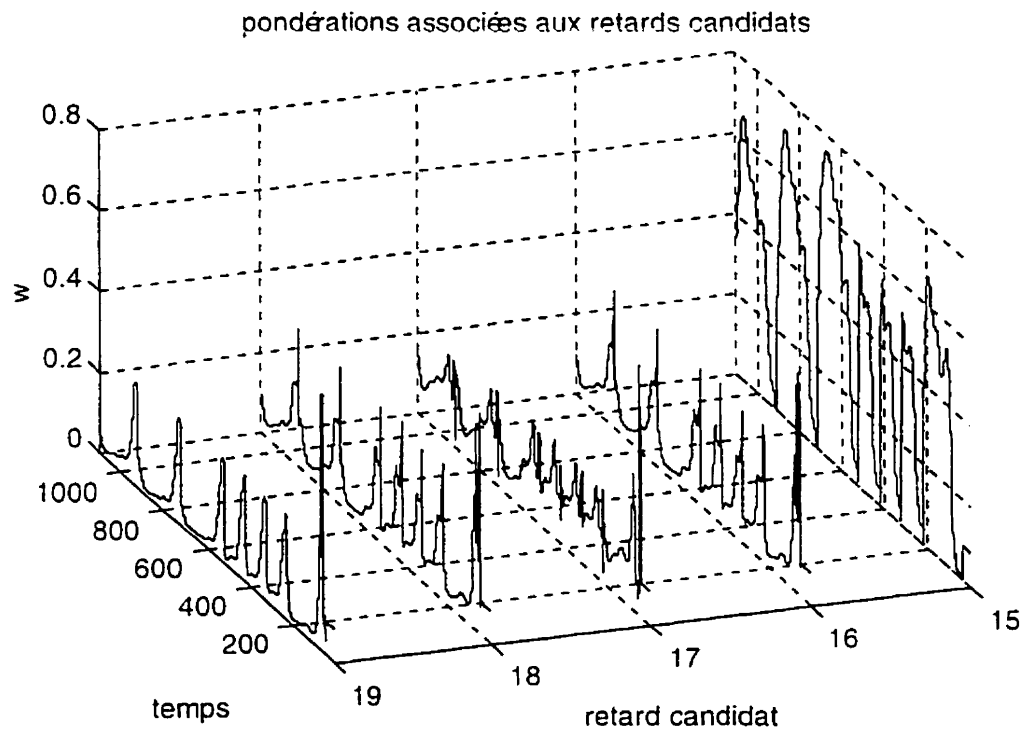


**Figure 5.3 Évolution du gain et du retard**

La figure 5.4 montre les pondérations associées à cinq éléments de la plage de retard. On peut y voir que le retard recevant la plus grande pondération est 15. Les autres retards candidats reçoivent des pondérations beaucoup plus petites mais le retard estimé par la somme pondérée des retards candidats est de 16. Cette valeur est plus faible que celle obtenue par moindres carrés sur des échelons du même ordre, la régression par moindres carrés donne en effet une valeur du retard de 18 et un gain sensiblement le même.

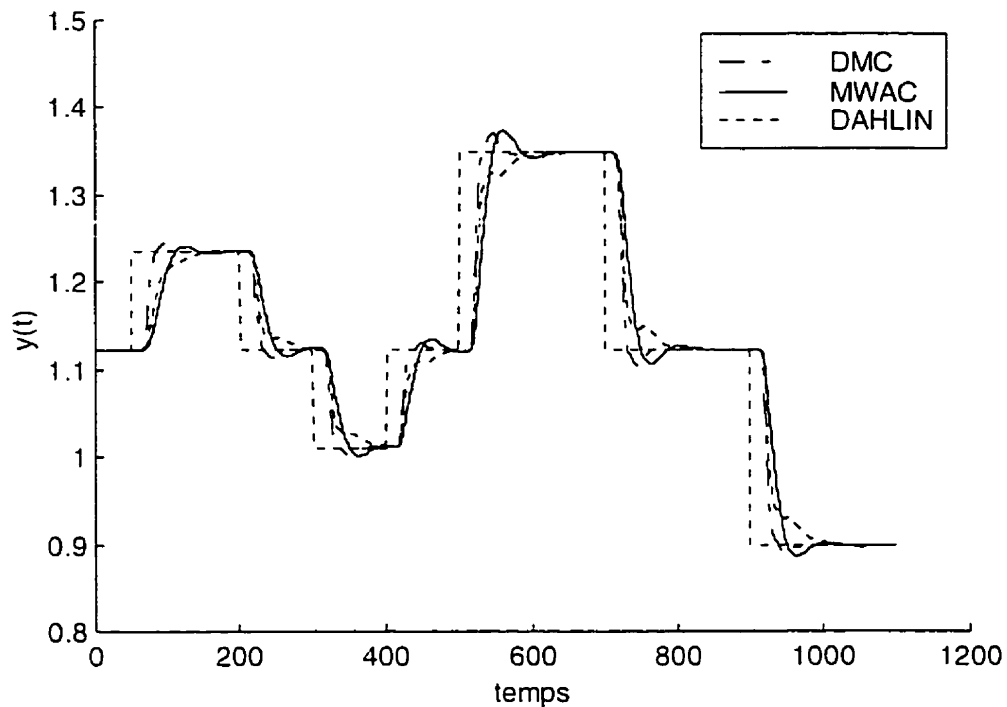
Si le retard estimé est sous-évalué, comme il apparaît ici, cela peut entraîner des oscillations dans la réponse, voir même déstabiliser le système. On peut voir par contre sur la figure 5.3 qu'après chaque changement de consigne, le retard estimé passe toujours par 18 minutes avant de baisser vers la valeur 16. La période durant laquelle le retard est estimé à 18 minutes correspond au moment où le procédé est le plus perturbé donc le moment où il est possible d'obtenir le plus d'information sur sa dynamique. Les valeurs finales des paramètres correspondent à un gain surévalué et un retard sous-

évalué car ce sont ces paramètres qui minimisent l'erreur de prédiction sur l'intervalle observé.



**Figure 5.4 Pondération associée aux retards candidats**

La figure 5.5 montre le résultat de simulations pour différents contrôleurs. On y retrouve le MWAC, le contrôleur de Dahlin ainsi que le contrôleur par matrice dynamique.



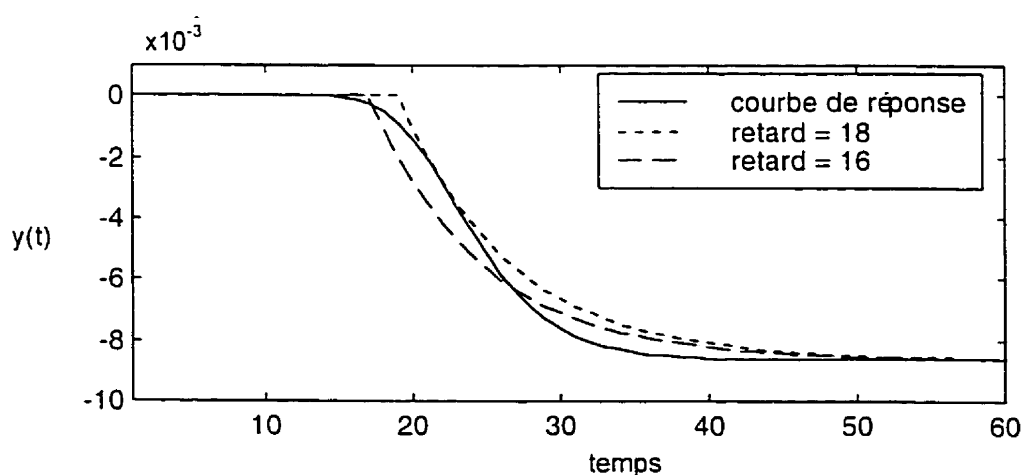
**Figure 5.5 Différentes approches de contrôle pour des changements de consigne**

On peut voir que le MWAC et le contrôleur de Dahlin ont des résultats proches l'un de l'autre. Les pôles respectifs de ces deux contrôleurs sont de 0.96 pour le MWAC et de 0.9 pour le contrôleur de Dahlin, ce qui équivaut à des constantes de temps de 24.5 et de 9.5 minutes en continue. L'adaptation des paramètres de gain et de retard permet d'augmenter la performance du contrôleur en terme d'oscillations et de temps de montée mais rend l'appréciation du pôle en boucle fermée plus difficile. Le contrôleur a en effet un comportement non linéaire qui n'est pas entièrement défini par le pôle.

Le contrôleur prédictif par matrice dynamique (DMC) quant à lui procure une atteinte plus rapide de la consigne. Plusieurs facteurs peuvent expliquer cette meilleure performance: la prédiction, le modèle utilisé ou encore la structure du contrôleur. Les deux contrôleurs utilisent en effet un modèle du procédé qui tient compte du retard dans le calcul de la commande mais celle générée par le contrôleur par matrice dynamique

est aussi affectée par une prédiction du comportement du procédé. De plus le modèle du procédé utilisé par la méthode DMC est la courbe de réponse à l'échelon du procédé alors que le modèle utilisé par le MWAC est de premier ordre avec délais. Il apparaît clairement que le modèle utilisé par la méthode DMC est meilleur pour une région d'opération donnée mais dans le cas de non linéarités importantes cet avantage devrait être insuffisant pour obtenir de bonnes performances de contrôle en présence de variations importantes des paramètres du procédé. Une explication possible est que les non linéarités du procédé ne soient pas assez importantes pour que l'approche adaptative soit supérieure à l'approche prédictive.

On peut voir sur la figure 5.6 les différences entre deux modèles du premier ordre avec retard utilisés par le MWAC et la réponse à l'échelon utilisée par la méthode DMC. Le modèle obtenu par la réponse à l'échelon est nettement différent entre 15 et 20 minutes car la réponse de premier ordre passe obligatoirement par une pente non nulle alors que ce n'est pas le cas pour les modèles non linéaires ou d'ordre supérieurs. Enfin, on peut aisément constater que selon la portion étudiée de la courbe, l'un ou l'autre des modèles de premier ordre avec retard représente mieux le procédé. Ceci explique le retard estimé montré à la figure 5.3 étant donné le choix de  $T_{leak}$  et du facteur d'oubli.



### Figure 5.6 Réponse du procédé et de modèles linéaires.

L'hypothèse qu'un meilleur modèle du procédé est une cause majeure de la performance du contrôleur DMC est renforcée par le peu de performance obtenue par cette approche avec l'utilisation d'un modèle de premier ordre avec retard pour construire la matrice dynamique (résultats non présentés). Même avec l'adaptation des paramètres du modèle, les performances demeurent inférieures à celles montrées à la figure 5.5 pour la méthode DMC classique.

Enfin, la structure des contrôleurs peuvent être mises en cause. Le MWAC est une somme pondérée de contrôleurs de Dahlin et ce dernier consiste à annuler le procédé en un moment donné en utilisant son inverse et à forcer une dynamique en boucle fermée. Cette stratégie fonctionne bien seulement lorsque le modèle représente fidèlement le procédé. Le contrôleur par matrice dynamique consiste quant à lui à minimiser un critère d'erreur quadratique sur un horizon de prédiction.

Bien que les deux contrôleurs puissent être équivalents sous certaines conditions, il est possible que la minimisation de l'erreur par la matrice dynamique soit une stratégie supérieure à celle utilisée par le contrôleur de Dahlin. Il faut toutefois observer le comportement des deux contrôleurs en rejet de perturbation avant de conclure. La section suivante porte sur les résultats de simulation pour des tâches de rejet de perturbation dont la principale est la lignine.

#### 5.1.2 Rejet de perturbation

Les perturbations attendues sur le système ont été mises en évidence au chapitre 2. Les sources de ces perturbations sont au nombre de quatre : la concentration de lignine, le débit de pâte et les constantes cinétiques  $k_1$  et  $k_c$ . Les résultats de contrôle du réacteur

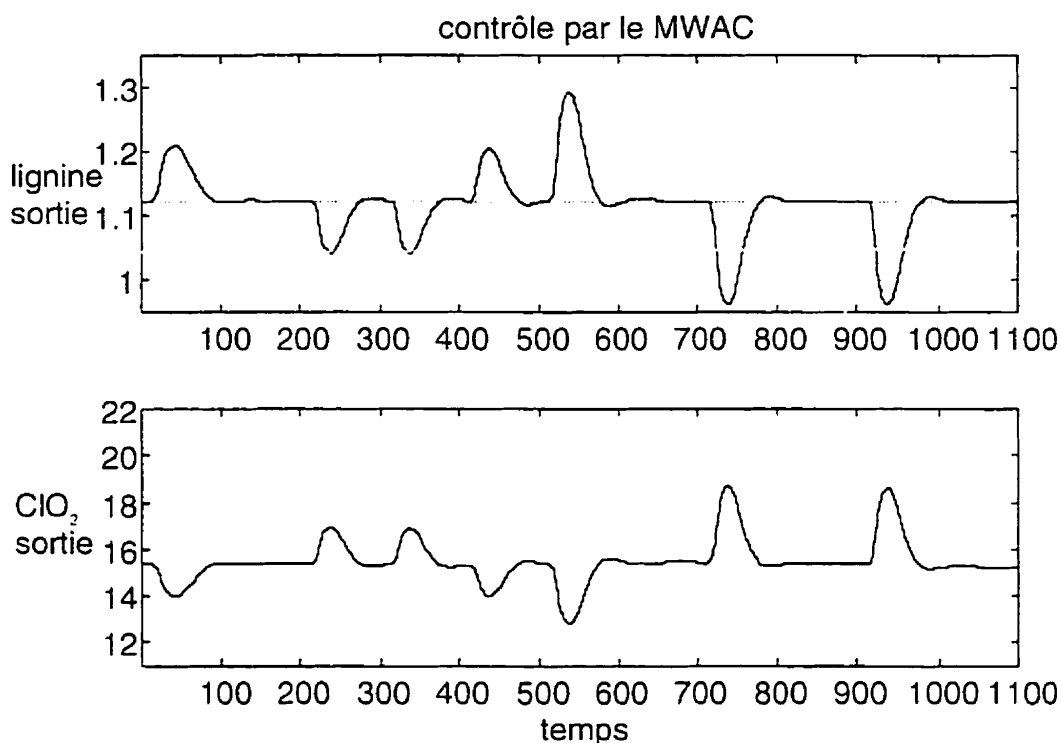
de blanchiment sont présentés pour chacune de ces perturbations et ces résultats sont ensuite comparés avec d'autres techniques de contrôle. La lignine étant la première source de perturbations attendue, le contrôleur a été réglé pour rejeter ce type de perturbation.

### **Perturbations sur la lignine**

Les perturbations sur la concentration de la lignine entrant dans le réacteur est le principal problème de contrôle du procédé de blanchiment. En effet, la matière première, le bois, comporte de grandes variations de contenu en lignine selon les saisons et les essences. Le contrôleur adaptatif doit pouvoir assurer une concentration constante du contenu en lignine à la sortie du réacteur malgré ces perturbations importantes.

Les perturbations étudiées ici sont de type échelon, elles sont donc subites et de grande amplitude en comparaison des perturbations réelles auxquelles le système est soumis. Par contre, l'adaptation des paramètres est plus facile pour ce genre de perturbation étant donné l'absence de bruit sur les mesures de lignine et de  $\text{ClO}_2$ .

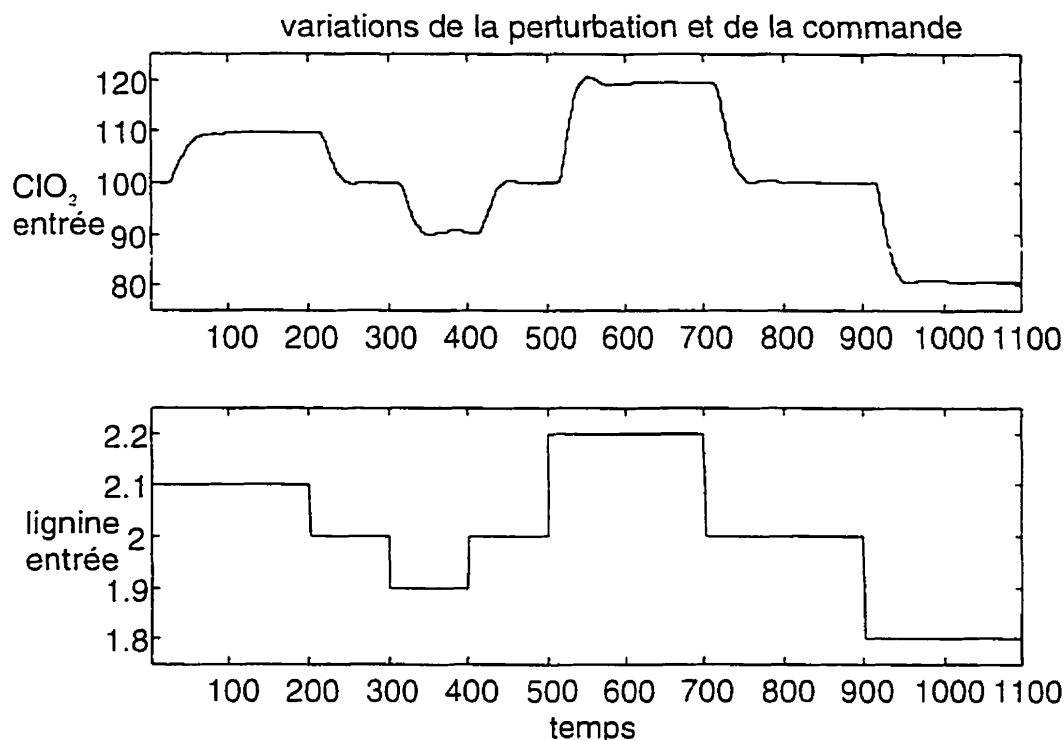
La figure 5.7 montre les concentrations de lignine et de  $\text{ClO}_2$  en sortie du réacteur pour des changements de concentration de lignine à l'entrée. Les changements de lignine de  $\pm 10\%$  et de  $\pm 20\%$  ainsi que la commande associée pour le contrôleur adaptatif à modèles pondérés sont montrés à la figure 5.8.



**Figure 5.7 Sortie du réacteur pour des perturbations sur la lignine**

Le contrôleur arrive à rejeter les perturbations en 70 minutes pour les déviations les plus importantes. Ce laps de temps inclue un retard d'environ 18 minutes après lequel les effets de la perturbations sont ressenties à la sortie du réacteur et le même retard pour que les changements sur la variable manipulée ne soient ressentis à la sortie. Ce retard d'environ 36 minutes correspond à l'amplitude maximale des déviations de la variable contrôlée. La variable manipulée est ensuite ramenée à 5 % de la consigne en 30 à 35 minutes, soit entre 3 et 4 constantes de temps.

La variable manipulée montrée à la figure 5.8 ne subit pas de variations brusques et de grande amplitude. De plus, la commande atteint des plateaux sans grands dépassements, ce qui exclue l'utilisation de quantités excessive de produit de blanchiment qui détériore rapidement la cellulose. La concentration de lignine à l'entrée, la perturbation au système, est aussi montrée sur cette figure.



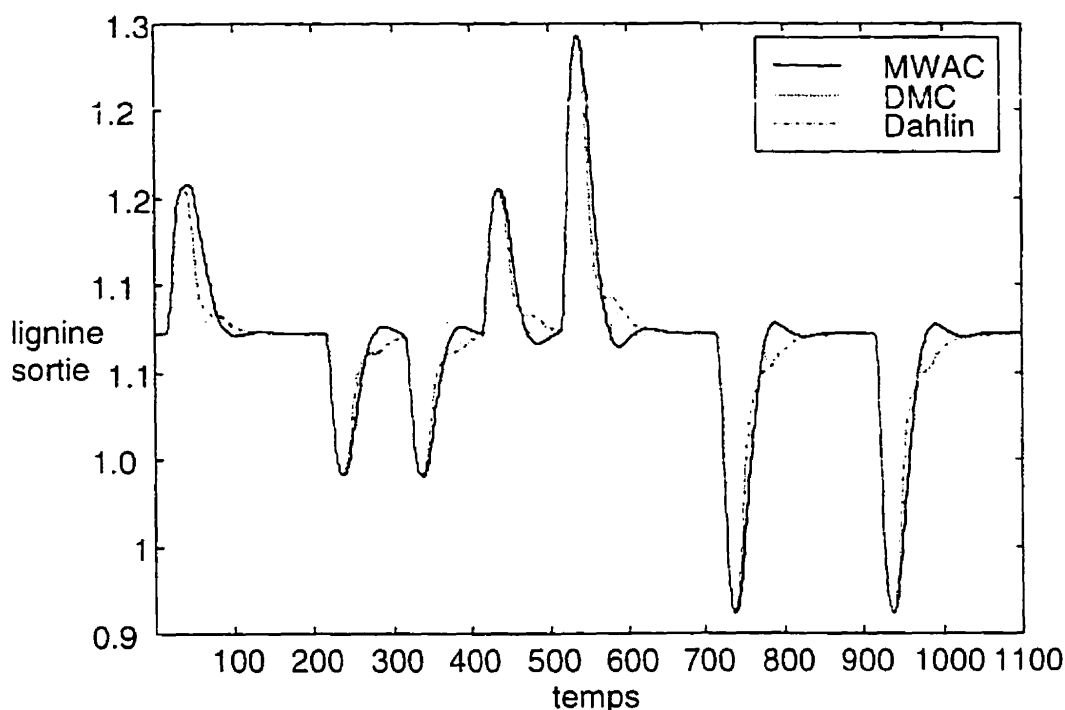
**Figure 5.8 Profils de commande et de perturbation sur la lignine**

La figure 5.9 montre les résultats de simulation pour différents algorithmes de contrôle. On remarque d'abord la similitude des courbes données par le MWAC et le contrôleur de Dahlin. Dans les deux cas, les perturbations atteignent un maximum après deux périodes de retard et sont ensuite ramenées vers la consigne avec une meilleure performance pour le MWAC. Pour les perturbations de 10% sur la lignine, le MWAC permet de s'approcher à 1% de la consigne entre 6 et 20 minutes avant le contrôleur de Dahlin alors que ce temps est de 25 à 32 minutes dans le cas des déviations de  $\pm 20\%$ .

Le contrôleur par matrice dynamique montre des résultats très rapides pour toutes les perturbations sur la concentration de lignine mais montre un début d'oscillation même pour de faibles perturbations. Pour les variations de 10% de la concentration de lignine, le DMC arrive à ramener la variable contrôlée à la consigne huit minutes avant le



MWAC alors que pour les perturbations de 20%, le MWAC est plus performant de 17 minutes en moyenne.



**Figure 5.9 Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur la lignine**

Cette section montrait la performance de contrôle obtenue par le MWAC et deux autres contrôleurs pour des perturbations sur la concentration de lignine à l'entrée du réacteur. La section suivante montre les résultats de simulation pour des perturbations sur débit.

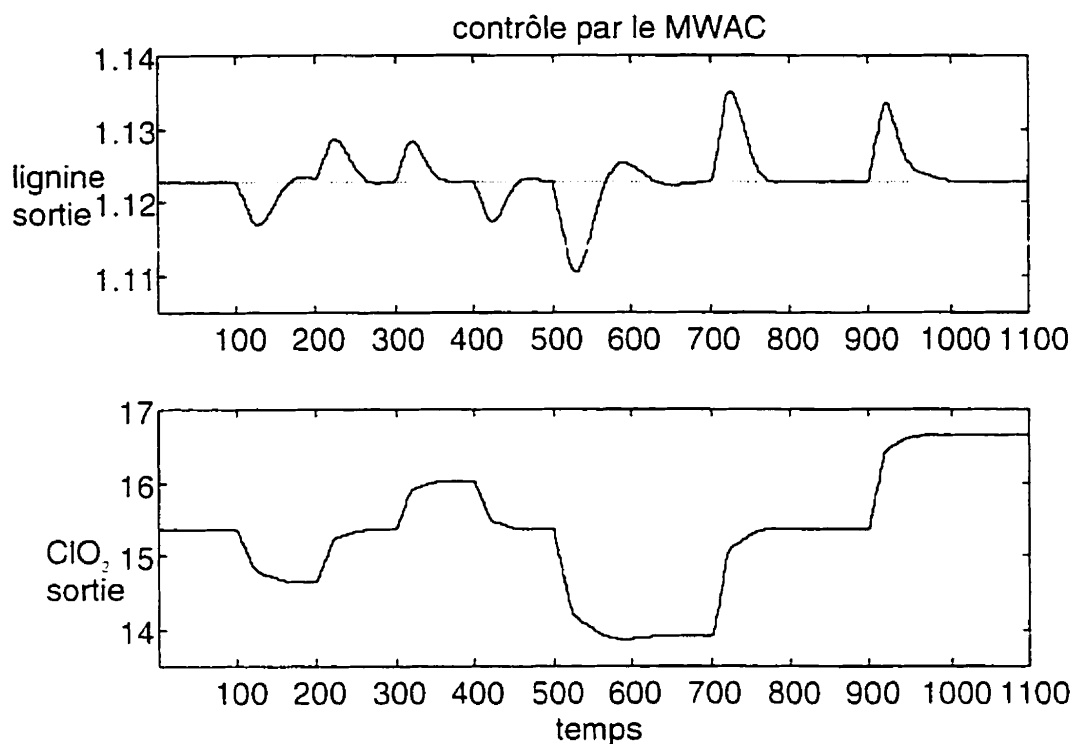
### **Perturbations sur le débit**

La figure 5.10 montre les résultats de simulation en boucle fermée pour le contrôle suite à des perturbations sur le débit. Les courbes de concentration de lignine et de  $\text{ClO}_2$  à la sortie du réacteur y sont montrées. La commande et les perturbations sont présentées à la figure 5.11. Les amplitudes des variations sont faibles en comparaison des

perturbations sur la lignine et sur les constantes cinétiques. Les courbes sont donc présentées avec des axes différents des autres graphiques de résultat.

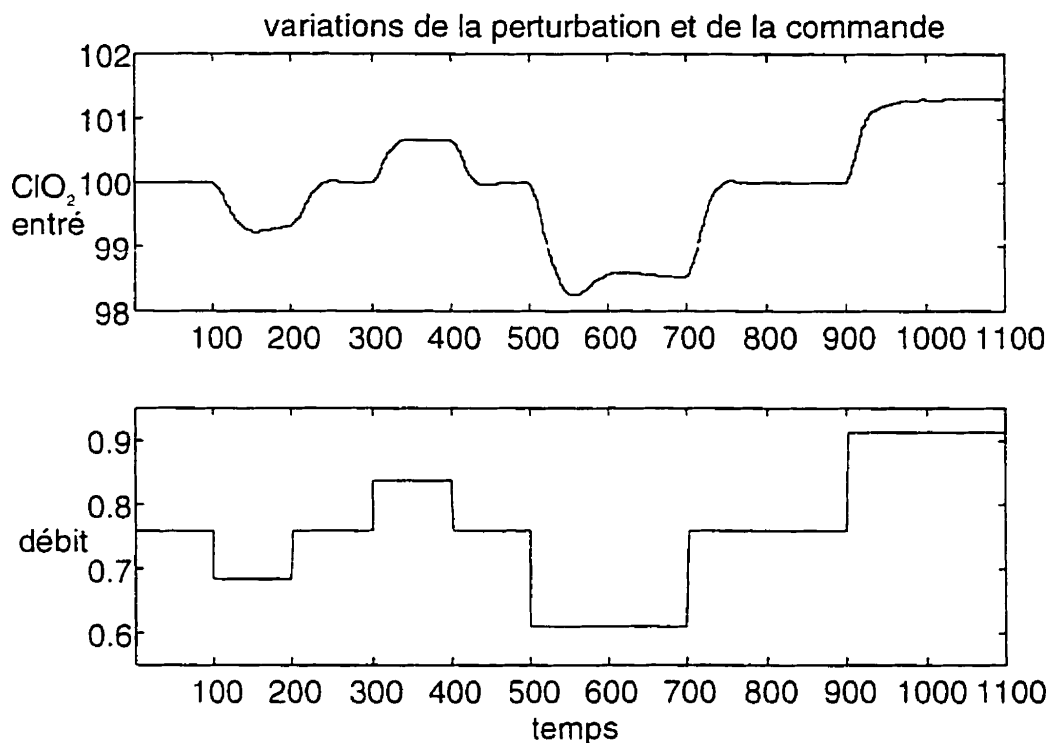
L'influence majeure d'un changement de débit est la modification du temps de séjour dans le réacteur. Pour le modèle de premier ordre avec retard, cela implique une modification du retard. Si le réacteur est opéré près de son débit maximum comme on peut le supposer, les changements de débit importants seront des diminutions dictées par les besoins de la production. Si le débit baisse, le temps de séjour (le retard) augmente et il en résulte une plus grande consommation de lignine pour une même quantité de  $\text{ClO}_2$  ajoutée à l'entrée. Du point de vue du contrôle, cela signifie que le retard sera sous estimé, ce qui dégrade la commande.

Par contre, les profils de concentration à la figure 2.8 du chapitre 2 montrent bien que la majeure partie de la réaction a lieu près de l'entrée du réacteur et que les variations de concentration sont faibles près de la sortie, cela implique que le gain est faible dans cette partie du réacteur. Les variations du temps de séjour causées par les changements de débit auront donc un effet limité sur la concentration finale de la lignine, ce qui explique le faible changement de concentration de  $\text{ClO}_2$  à l'entrée.



**Figure 5.10 Sortie du réacteur pour des perturbations sur le débit**

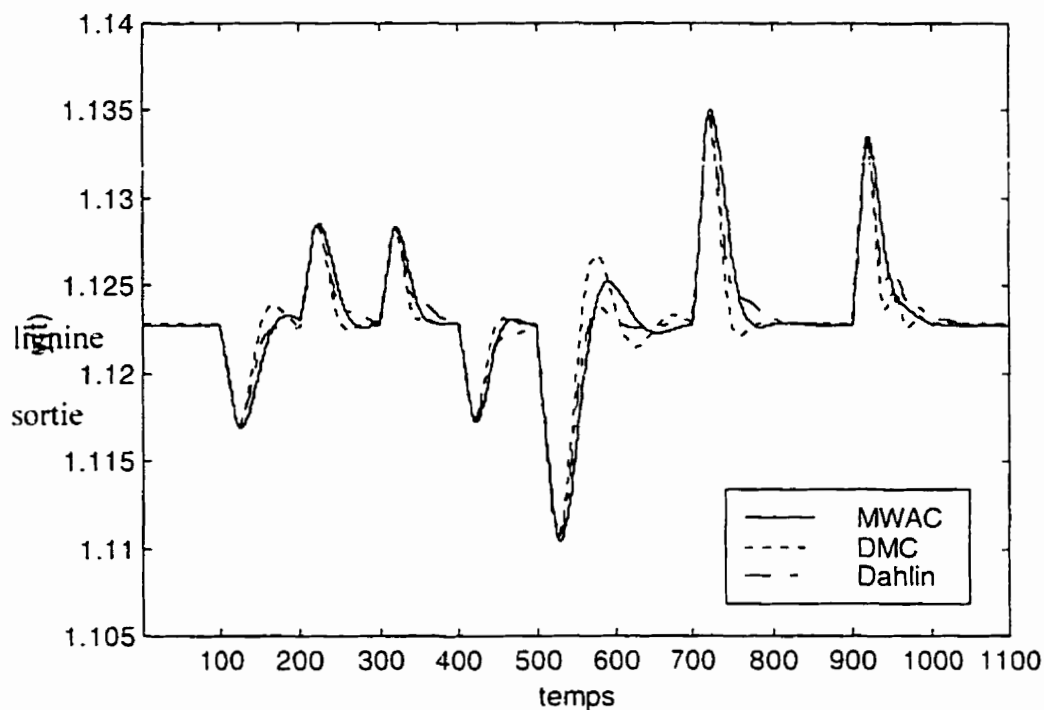
Aussi, le débit est une variable dont l'effet est directement présent sur tout le réacteur, c'est-à-dire que la perturbation associée à une variation du débit ne comporte pas de retard. Ceci a pour conséquence pratique qu'il est possible de détecter cette variation deux fois plus rapidement qu'une perturbation sur la lignine, comme le montre la courbe de la commande sur la figure 5.11 où l'on voit apparaître des variations dans la commande immédiatement après chaque perturbation.



**Figure 5.11 Profils de commande et de perturbation sur le débit**

La figure 5.12 montre les résultats de contrôle pour différentes approches de contrôle. Les perturbations sont les mêmes que celles montrées à la figure 5.11. On peut y voir que le MWAC donne, en général, de meilleurs résultats que le contrôleur de Dahlin sauf aux environs de  $t = 590$  où le dépassement minimum est donné par le contrôleur de Dahlin. À ce moment, le gain du système est sous estimé par tous les contrôleurs, celui de Dahlin étant réglé moins agressivement, il évite un dépassement important.

La commande par matrice dynamique arrive à de meilleurs résultats pour des petites variations de débit mais perd son avantage lorsque les perturbations sont trop élevées. Pour ces conditions, le modèle utilisé par le contrôleur n'est plus adéquat, en partie car le retard du procédé a beaucoup changé, il est en effet passé de 18 à 23 puis à 15 minutes.



**Figure 5.12** Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur le débit

Cette section montrait la performance de contrôle obtenue par le MWAC et deux autres contrôleurs pour des perturbations sur le débit. La section suivante montre les résultats de simulation pour des perturbations sur les constantes cinétiques  $k_1$  et  $k_c$ .

### Perturbations sur les cinétiques de réaction

La figure 5.13 montre les courbes de concentration de la lignine et du  $\text{ClO}_2$  à la sortie du réacteur pour une simulation en boucle fermée en présence de perturbations sur la constante cinétique  $k_1$ . La commande et les perturbations sont présentées à la figure 5.14.

Comme dans le cas du débit, les variations des constantes cinétiques sont détectées dès leur application car selon le modèle ces variables affectent le réacteur sur toute sa longueur. Les variables de sortie ne montrent que de faibles dépassements lors du retour à la consigne.

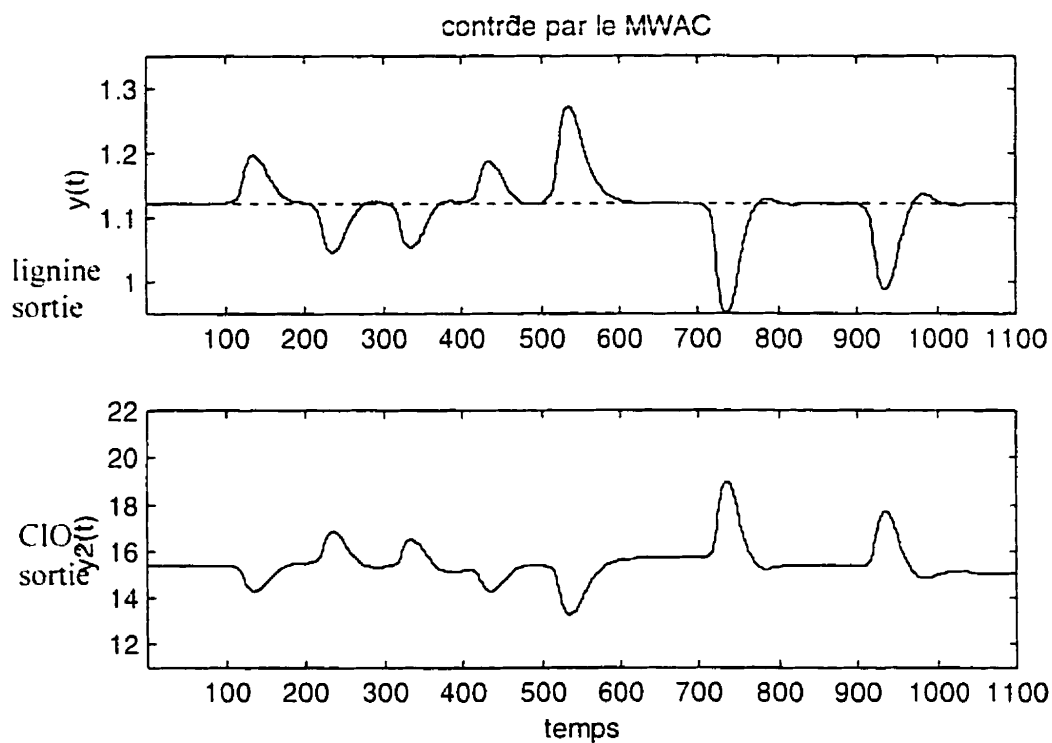
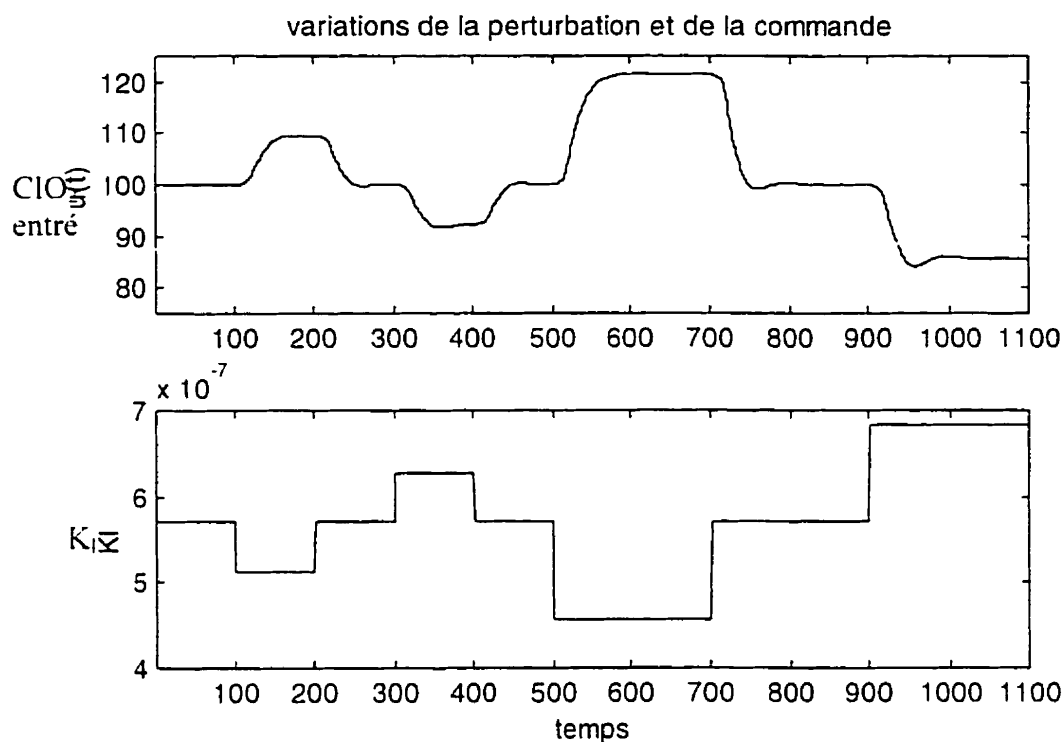


Figure 5.13 Sortie du réacteur pour des perturbations sur  $k_l$ .



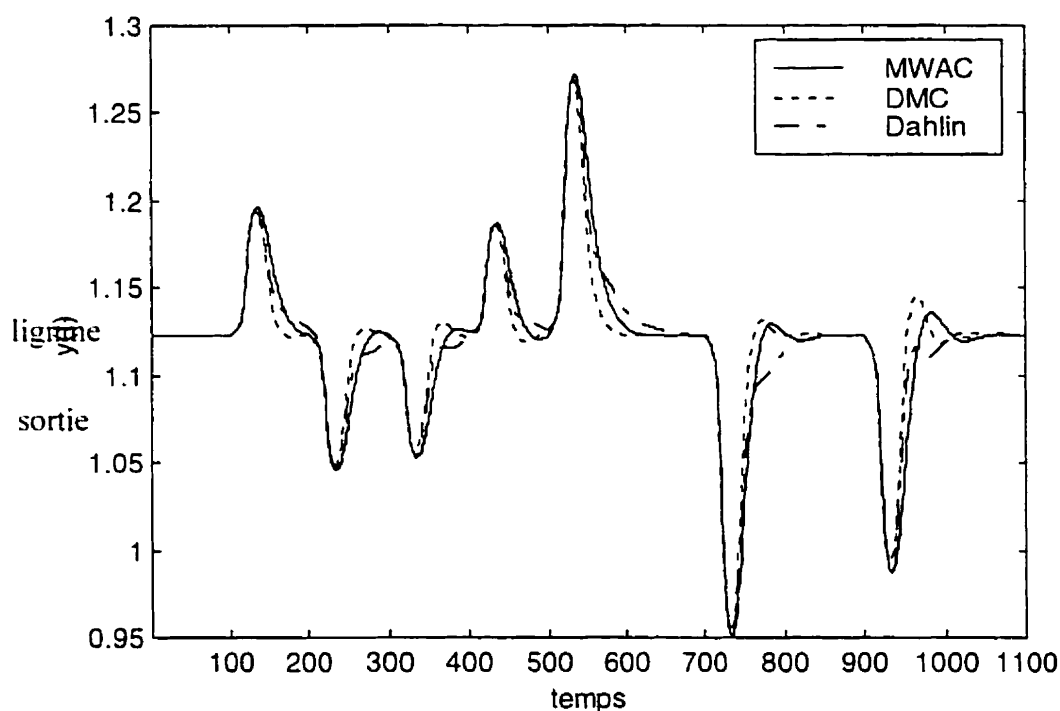
**Figure 5.14** Profils de commande et de perturbation sur  $kl$ .

À la vue des dépassements observés sur la courbe de la lignine à la figure 5.15, on remarque que les perturbations sont plus difficiles à rejeter lorsque la constantes cinétiques augmentent. Ce type de constatation aurait pu être amenée pour chacun des résultats de simulation présentés plus haut mais les résultats obtenus pour les perturbations sur les constantes cinétiques mettent plus clairement ce phénomène en évidence.

Étant donné sa dépendance sur les constantes cinétiques, le gain du système augmente lorsque  $k_c$  augmente ou lorsque  $k_l$  diminue. Ceci a pour conséquence qu'en ces conditions, le gain du système est sous-estimé par les contrôleurs linéaires et la commande ainsi générée est trop forte, d'où les oscillations.

Les raisonnements inverses permettent d'expliquer les réponses plus lentes lorsque la lignine est en plus forte concentration.

Pour ce qui est du contrôleur adaptatif, puisque le gain et le retard sont adaptés après quelques itérations, le comportement de la réponse en boucle fermée devrait présenter moins de variations car le pôle en boucle fermée est fixé. Par contre, l'identification de ces paramètres se fait avec une certaine dynamique, ce qui explique les dépassements visibles sur la courbe du MWAC mais rapidement atténués.

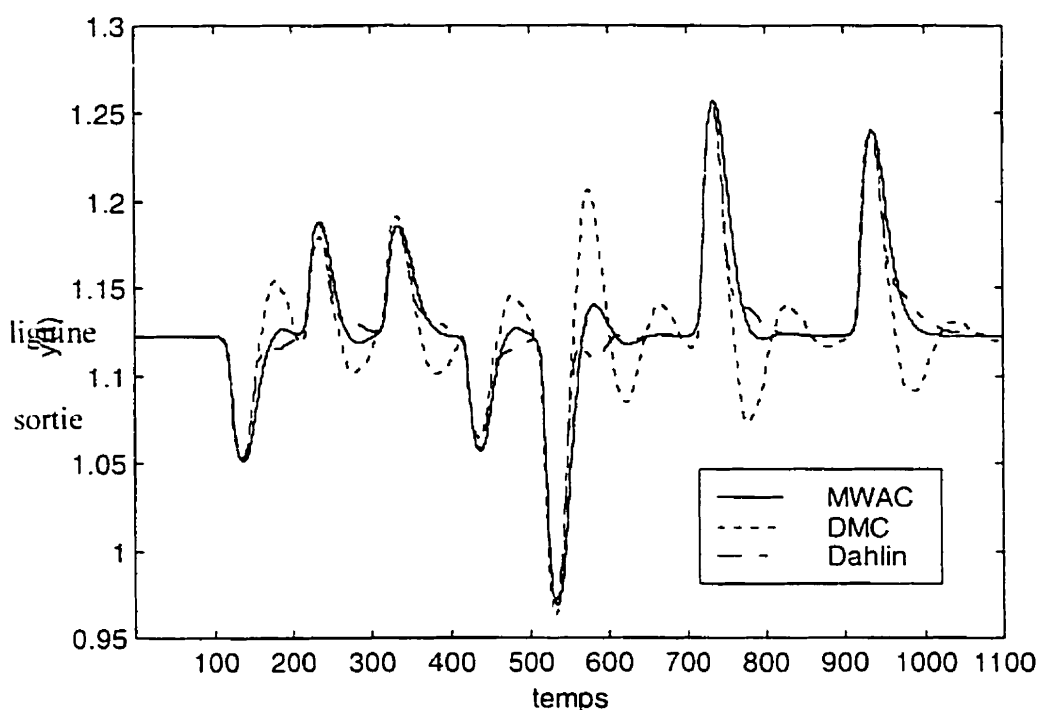


**Figure 5.15 Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur  $kl$ .**

La figure 5.16 montre les résultats de simulation pour les mêmes perturbations mais sur  $K_l$  cette fois. Pour cette simulation, il est clair que le contrôleur par matrice dynamique est incapable de rejeter les perturbations adéquatement, les dépassements sont en effet inacceptables même pour les perturbations de 10% de la constante cinétique. Ce résultat montre bien qu'en présence de variations importantes du gain, un contrôleur



linéaire est incapable de contrôler le procédé avec les mêmes performances. Le contrôleur adaptatif par contre, par l'adaptation de ses paramètres arrive à rester stable et à conserver la performance désirée en boucle fermée.



**Figure 5.16** Différentes approches de contrôle pour des perturbations sur  $k_c$ .

Cette section montrait la performance de contrôle obtenue par le MWAC et deux autres contrôleurs pour des changements de consigne et en présence de perturbations. La section suivante montre les résultats de simulation pour le cas où deux sondes sont disponibles.

## 5.2 Cas pour deux sondes

Dans le cas où deux sondes sont présentes dans le réacteur, il est possible d'obtenir les concentrations de  $\text{ClO}_2$  et de lignine bien avant la sortie et donc de prendre une action

de contrôle avant que les perturbations n'aient causé de grandes déviations de la variable contrôlée.

Cette section présente les résultats de simulation du réacteur de blanchiment contrôlé par une technique appelée « compensated brightness », par le MWAC utilisé d'abord dans la boucle interne d'une configuration en cascade et ensuite dans une configuration par anticipation, augmentée d'une boucle de rétroaction. Ces techniques exigent la présence d'une sonde près de l'entrée du réacteur, soit en position s2 de la figure 5.1 pour les approches par « compensated brightness » et cascade et en position s1 pour l'approche par anticipation.

Les résultats de l'approche par anticipation sont d'abord présentés, suivis des résultats de la méthode en cascade. Pour terminer, ces deux méthodes seront comparées à l'approche par « compensated brightness ».

### 5.2.1 Approche par anticipation

Comme il a été mentionné plus haut l'approche par anticipation est possible si une sonde est placée avant l'entrée du réacteur. De plus, il est possible d'utiliser une forme adaptative de cette technique en modifiant légèrement le modèle de l'algorithme MWAC. La figure 3.2 du chapitre 3 montrait un schéma de contrôle par anticipation faisant intervenir une fonction de transfert représentant le procédé  $G_p$  et une autre représentant la perturbation  $G_d$  pour obtenir le terme d'anticipation  $G_{ff}$  de la commande.

Dans le cas du réacteur de blanchiment, le procédé est la relation entre la concentration de lignine à la sortie et le  $\text{ClO}_2$  à l'entrée tandis que la perturbation est la relation entre la concentration de lignine à l'entrée du réacteur et celle à la sortie. L'équation décrivant la variable contrôlée peut s'écrire sous la forme:

$$y(z^{-1}) = \frac{K_d(1-\varphi_d)z^{-m_d-1}}{(1-\varphi_d z^{-1})} L_{in}(z^{-1}) + \frac{K_p(1-\varphi_p)z^{-m_p-1}}{(1-\varphi_p z^{-1})} e(z^{-1}) = G_d(z^{-1})L_{in}(z^{-1}) + G_p(z^{-1})e(z^{-1})$$

Eq 5.1

où l'indice d réfère à la perturbation et l'indice p au procédé.

Si l'on désire que les paramètres  $K_d$ ,  $K_p$ ,  $m_d$  et  $m_p$  soient adaptés, la loi de commande par anticipation avec rétroaction où  $uff = -G_d/G_p$  devient:

$$uff = \frac{1}{1-\varphi_d z^{-1}} z^i \left( - \frac{(1-\varphi_d)}{(1-\varphi_p)} \sum_{ijmn} \omega_{ijmn} \frac{k_{dm}}{k_{pi}} z^{-i-j-m_p-1} L_{in} + \frac{\varphi_p(1-\varphi_d)}{(1-\varphi_p)} \sum_{ijmn} \omega_{ijmn} \frac{k_{dm}}{k_{pi}} z^{-i-j-m_p-2} L_{in} \right)$$

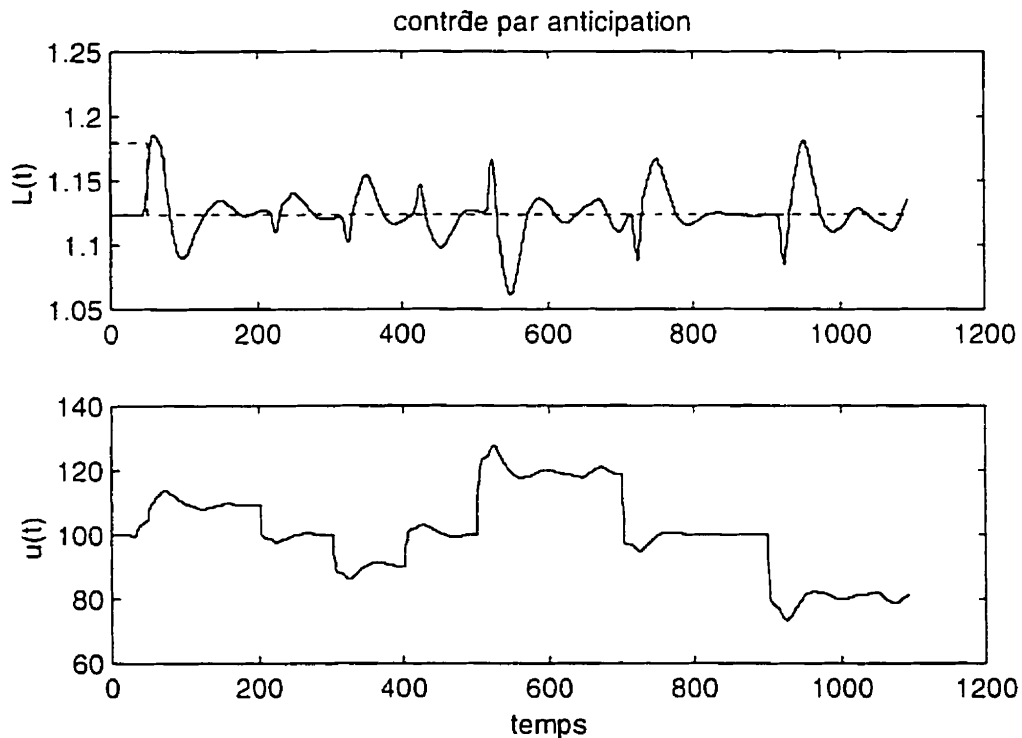
Eq 5.2

Les indices i,j,m et n réfèrent aux éléments des gammes de gain et de retard. L'expression de la partie rétroaction de la commande demeure inchangée.

La figure 5.17 présente les résultats de simulation pour des perturbation sur la lignine, les mêmes que celles montrées à la figure 5.8. La concentration de lignine est notée  $y(t)$  et la commande  $u(t)$ . De plus, les axes sont différents des autres graphique de la concentration de lignine en sortie car les variations sont plus faibles.

La commande montrée à la figure 5.17 est la somme de la commande résultant de l'anticipation,  $u_{ff}(t)$  et celle résultant de la rétroaction,  $u_{fb}(t)$ . Ces deux composantes de la commande sont montrées à la figure 5.18. Seul le résultat pour la lignine est montré car les autres cas étudiés jusqu'ici correspondent au cas où seul le MWAC est présent.

Les courbes de la figure 5.17 montrent qu'il est possible de réduire l'incidence de perturbations sur la lignine à l'entrée sur la concentration finale en utilisant l'information disponible à l'entrée du réacteur. Cette approche permet de s'affranchir du retard du système avant pour prendre une action correctrice et permet ainsi de réduire l'amplitude et la durée des variations de la variable contrôlée.

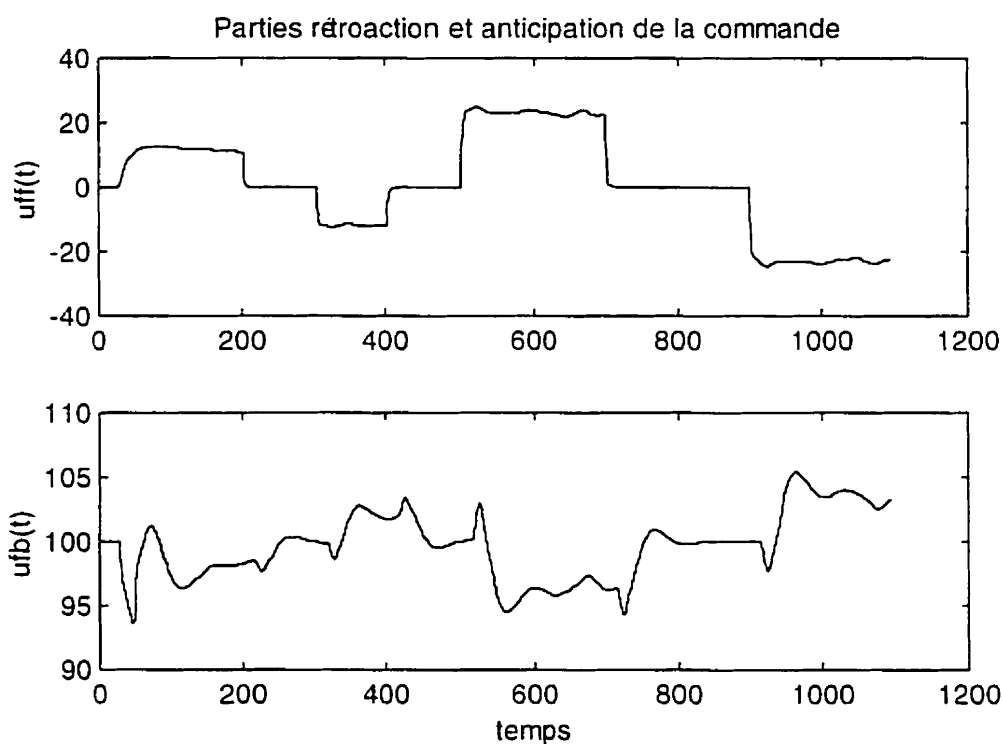


**Figure 5.17 variables contrôlée et manipulées pour le contrôle par anticipation et par rétroaction.**

Si l'on considère le procédé en dehors de ses spécifications lorsque la concentration de lignine est éloignée de plus de 1% de la consigne, alors le réacteur contrôlé par le MWAC entre 100 et 1100 minutes à la figure 5.7 est hors spécification durant 318 minutes. Le même réacteur contrôlé avec une commande par anticipation est hors spécification durant 249 minutes seulement. De plus, l'erreur intégrale correspondant aux conditions hors des spécifications est de 23.25 lorsque le MWAC est utilisé mais de seulement 5.92 lorsque la commande par anticipation est ajoutée. Pour terminer, le

principal avantage de la commande par anticipation est de diminuer l'amplitude des déviations maximales de moitié.

La variable contrôlée montre parfois un comportement oscillatoire dû à la commande par rétroaction. Cette composante est toutefois nécessaire pour rejeter les autres perturbations sur le système pour lesquelles la composante par anticipation est nulle.



**Figure 5.18 Composantes de la commande  $u(t)$ : par anticipation ( $u_{ff}$ ) et par rétroaction ( $u_{fb}$ )**

Cette section montrait les résultats de simulation de l'approche avec commande par anticipation pour le contrôle du réacteur de blanchiment lors de perturbations sur la lignine. Il est apparu que cette technique permet de réduire de moitié l'amplitude des déviations de la variable contrôlée par comparaison avec les résultats obtenus dans la section précédente où seule une sonde à la sortie était disponible. La prochaine section montre les résultats de simulations pour l'approche en cascade.

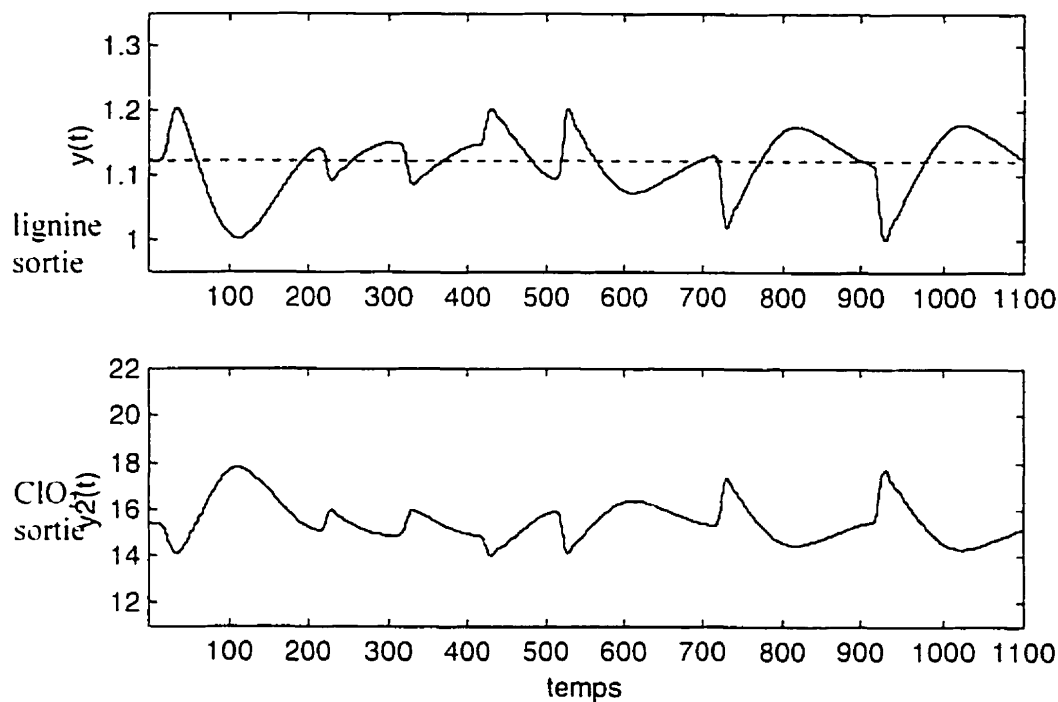
### 5.2.2 Approche en cascade

Si une sonde est disposée près de l'entrée du réacteur, légèrement en aval, il est possible de tirer profit de la grande vitesse de la réaction dans cette région et pour contrôler le réacteur avec une configuration en cascade.

La figure 3.3 du chapitre 3 montrait un arrangement en cascade de deux contrôleurs dans lequel la boucle externe, plus lente, fournissait la consigne à la boucle interne, plus rapide. La stratégie avait pour but de contrôler rapidement les perturbations ayant surtout lieu dans la boucle interne et de contrôler par la boucle externe les perturbations moins importantes arrivant plus tard dans le système. Les contrôleurs utilisés pour cette configuration sont un MWAC dans la boucle interne et un contrôleur de Dahlin dans la boucle externe. La raison pour laquelle le contrôleur adaptatif est situé dans la boucle interne est que la majorité des variations du gain y sont présentes. La boucle interne étant située à 20% de la longueur du réacteur, 86% de la réponse en régime permanent est développé à ce point et le retard y est de 4 minutes. Cette configuration a donc comme avantage de réduire sensiblement le retard du système contrôlé par la boucle interne tout en conservant 86% du gain. Il est donc possible de régler plus agressivement le contrôleur. Par contre, la boucle externe opère sur un système dont le retard est de 14 minutes et le gain de 15% du gain total du réacteur. La performance de cette boucle sera donc limitée.

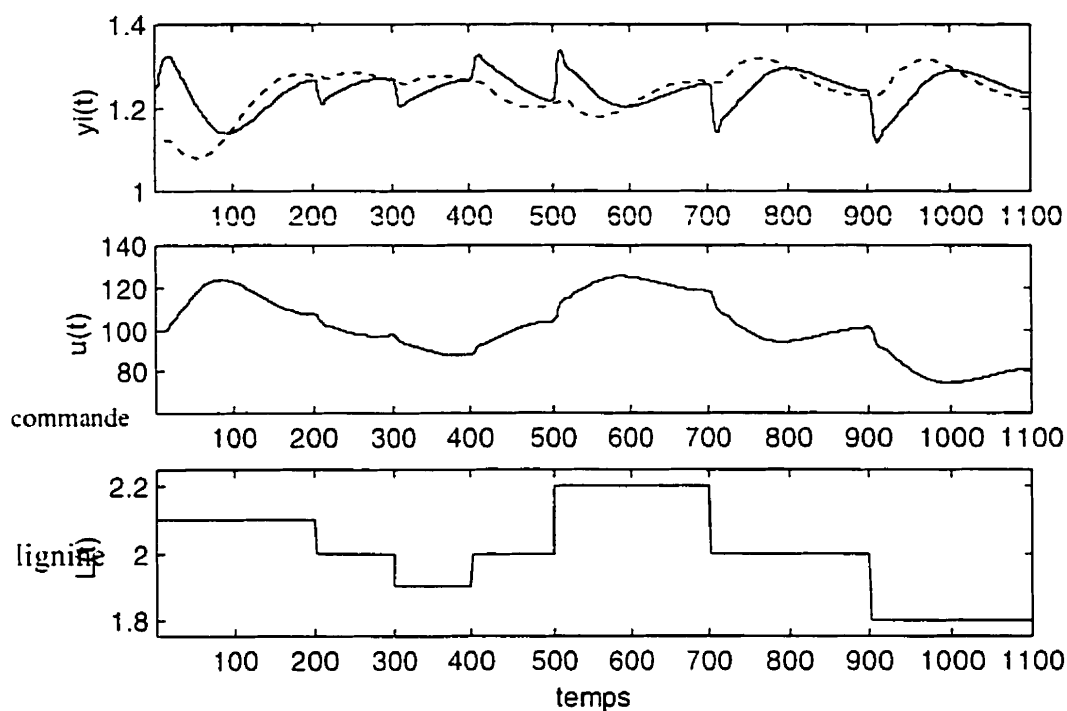
La figure 5.19 montre les résultats de simulation du réacteur de blanchiment en présence de perturbations sur la lignine. On peut voir que la concentration de lignine subit des variations moins importantes que dans la configuration où une seule sonde est présente mais supérieures à celles observées pour l'approche par anticipation. Cette performance moyenne est en partie due à la boucle externe, lente, qui fixe la consigne

de la boucle interne avec une certaine dynamique. La boucle interne, plus rapide réagit ensuite.



**Figure 5.19** Profils de concentration à la sortie du réacteur.

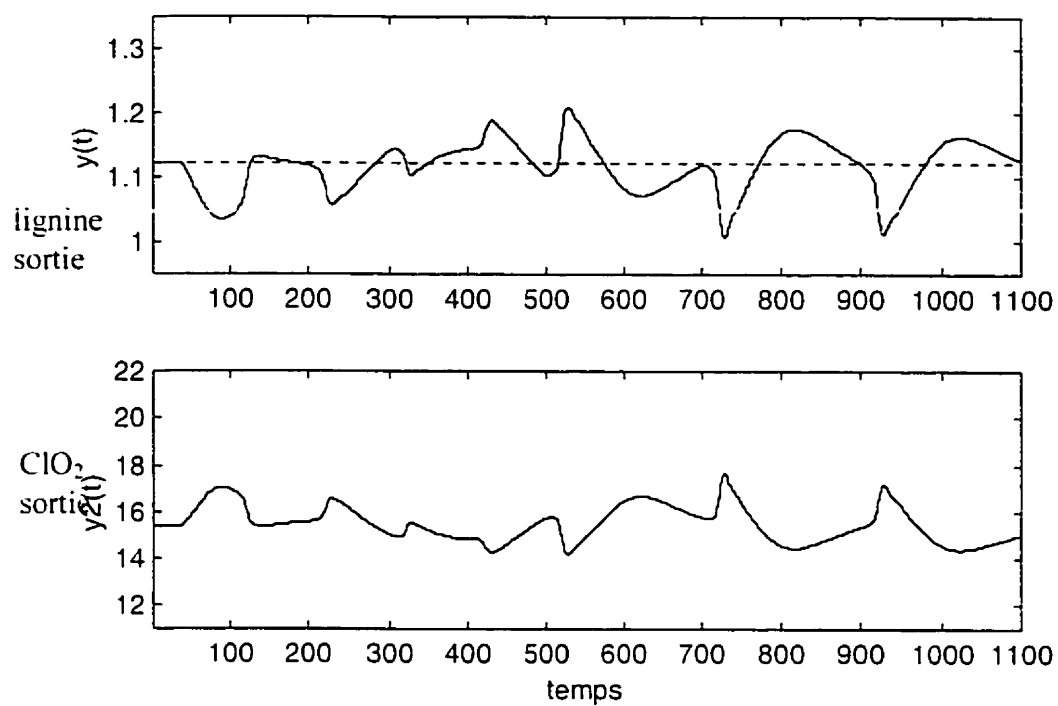
La figure 5.20 montre la concentration de lignine à la sortie de la boucle interne, notée  $y_i(t)$  avec la consigne fournie par la boucle externe en trait discontinu. La commande et le profil de perturbation sont ensuite montrés. On peut voir que la consigne donnée à  $y_i(t)$  comporte le retard du procédé en entier alors que  $y_i(t)$  réagit après seulement 4 minutes.



**Figure 5.20 Profils des commandes et des perturbations.**

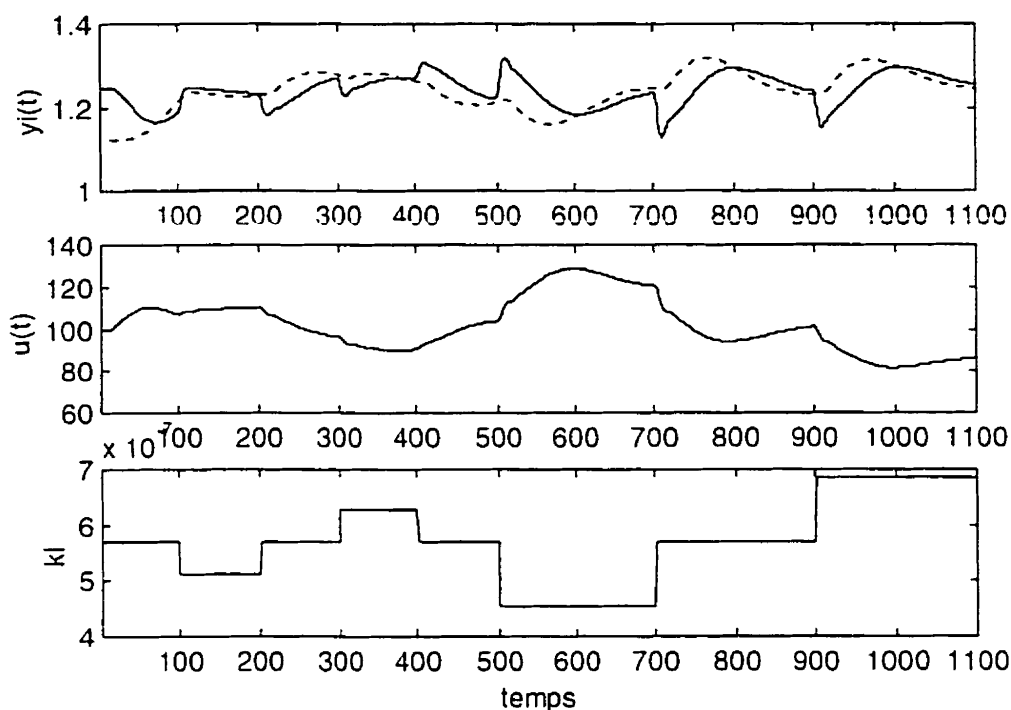
Il apparaît que cette approche permet de réduire la variabilité de la variable contrôlée pour des perturbations sur la lignine. La figure 5.21 montre les résultats de simulation pour le cas de perturbations sur la constante cinétique  $k_1$ . Ce type de perturbation pourrait en effet poser un problème supplémentaire puisque qu'elles ont lieu sur toute la longueur du réacteur en même temps, donc autant dans la boucle interne qu'externe par opposition aux perturbations sur la lignine qui ont lieu en un seul point du réacteur: à l'entrée.





**Figure 5.21 Profils de concentration à la sortie du réacteur.**

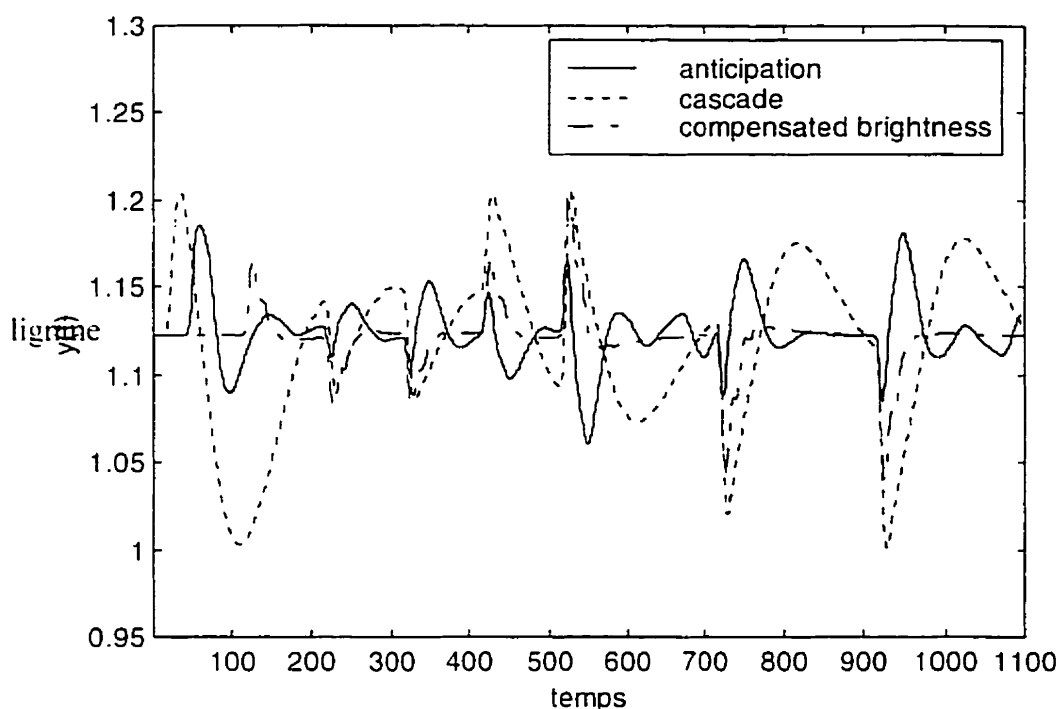
La commande associée est montrée à la figure 5.22 où l'on peut voir les déviations subites de  $y_i(t)$  lors des perturbations sur  $k_i$  et la commande, notée  $u(t)$ , réajustée avec un retard de 4 minutes.



**Figure 5.22 Profils de commande et de perturbations**

De façon générale, la commande en cascade permet de diminuer l'importance des déviations de la variable contrôlée mais étant donné la lenteur du retour à la consigne à cause de la boucle externe dont on ne peut obtenir beaucoup de performances, l'erreur intégrale demeure élevée même en comparaison de l'approche avec une seule sonde. Si l'on considère encore que la consigne est atteinte lorsque le procédé en est à moins de 1%, l'erreur intégrale pour des perturbations sur la lignine est de 28.65 alors qu'elle n'était que de 23.25 avec le contrôleur adaptatif avec une seule sonde. Des résultats similaires sont obtenus pour le rejet de perturbation.

La figure 5.23 montre les résultats de simulation des approches en cascade et par anticipation en plus d'une approche faisant intervenir deux contrôleurs PI en cascade, l'approche dite par « compensated brightness ». Les réglages des contrôleurs sont présentés au tableau 5.1.



**Figure 5.23 différentes approches de contrôle utilisant deux sondes**

L'approche par anticipation se révèle la mieux adaptée pour la tâche de rejet des perturbations sur la concentration de lignine malgré de légères oscillations. Ces oscillations proviennent de la boucle de rétroaction dont la commande est ajoutée à celle de la boucle d'anticipation. La figure 5.23 montre le résultat de simulation pour le même réglage de contrôleur que dans la configuration avec rétroaction et une seule sonde en sortie. Cette approche s'avérerait particulièrement avantageuse si le réglage du contrôleur en boucle fermée pouvait être ralenti, c'est-à-dire si les autres perturbations se révèlent moins importantes que celles sur la lignine.

Les approches en cascade et par « compensated brightness » sont incapables de réduire l'amplitude des variations en dessous d'une certaine limite qui est fixée par le retard dans la boucle interne. L'amplitude des déviations montrées pour l'approche par anticipation est due quant à elle aux différences entre le modèle et le procédé.

Enfin, l'approche par « compensated brightness » montre facilement des oscillations dues elles aussi aux différences modèle-procédé. Ces oscillations pourraient facilement devenir instable pour des perturbations conjuguées sur les constantes cinétiques et la lignine par exemple. Pour éviter ces oscillations, les contrôleurs devraient être réglés moins agressivement, ce qui limiterait encore la performance de contrôle.

Ce chapitre a permis de montrer les performances du contrôleur adaptatif à modèles pondérés et de les comparer avec d'autres approches de contrôle connues. Les résultats de simulation ont été présentés pour différentes approches de contrôle du réacteur de blanchiment pour des tâches d'atteinte de consigne et de rejet de perturbation.

Dans le cas où une seule sonde était utilisée, la performance de contrôle était limitée par le retard du procédé. Les contrôleurs utilisés arrivaient tous à contrôler le système rapidement mais au prix d'un réglage plus lent pour le contrôleur de Dahlin et des oscillations stable pour le contrôleur par matrice dynamique. Le contrôleur adaptatif à modèles pondérés arrivait à contrôler le système même pour d'importantes perturbations sur les constantes cinétiques, le débit et la lignine en permettant des dépassements

Pour s'affranchir de la difficulté posée par le retard, l'utilisation d'une sonde à l'entrée du réacteur a été étudiée. L'emplacement de la sonde avant l'entrée du réacteur a permis d'utiliser la commande par anticipation qui a donné les meilleurs résultats de contrôle pour le rejet de perturbation sur la lignine. Elle permettait de réduire l'amplitude et la durée des perturbations pour une erreur intégrale de près de 4 fois inférieure à celle obtenue par l'approche n'utilisant qu'une seule sonde. La commande en cascade a permis elle aussi de réduire l'amplitude des perturbations mais a été incapable de diminuer efficacement le critère d'erreur intégrale.

## CHAPITRE 6: CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

### 6.1 Conclusions

L'implantation d'une stratégie de contrôle sur un équipement d'usine tel un réacteur de blanchiment requiert logiquement les étapes de modélisation, de simulation et d'implantation des contrôleurs sur le modèle avant sa mise en service en usine. Ce travail, qui a consisté en la réalisation de ces trois étapes, avait comme objectifs d'implanter une stratégie de contrôle adaptatif sur un réacteur de blanchiment en utilisant le contrôleur adaptatif à modèles pondérés et de définir certaines règles pour aider au choix des paramètres particuliers au contrôleur à modèles pondérés (MWAC).

L'opération de blanchiment est située entre l'étape de mise en pâte et la machine à papier. Elle vise à retirer de la pâte sa couleur brune causée par la lignine, par réaction de celle-ci avec un agent de blanchiment, le  $\text{ClO}_2$ . La lignine varie de façon appréciable selon l'origine de la matière première et constitue la perturbation principale au système. Des perturbations sont aussi attendues sur le débit de pâte et sur les cinétiques de réaction entre la lignine et l'agent de blanchiment. La réaction entre la lignine et l'agent de blanchiment est principalement affectée par la température et par la composition de la pâte. Les perturbations sur le débit sont dues aux besoins de production des machines à papier et ont comme effet majeur d'augmenter le temps de réaction.

Le modèle utilisé pour représenter le réacteur de blanchiment utilise les concepts de convection, de dispersion et de réaction chimique pour représenter l'écoulement de la pâte. Les principaux avantages du modèle sont qu'il est basé sur des phénomènes physiques auxquels on peut associer des paramètres et qu'il a des propriétés fréquentielles plus proches d'un vrai réacteur si on le compare à un modèle polynomial ou à un modèle de premier ordre avec retard.

Le modèle doit de plus être simulé à l'aide de techniques telles les différences finies ou la collocation orthogonale. La première est peu rapide car elle exige la division du réacteur en de nombreuses sous-unités dans lesquelles les concentrations sont considérées constantes et auxquelles on associe deux équations différentielles ordinaires. La collocation orthogonale a aussi été utilisée, cette technique est une approximation fonctionnelle qui permet de réduire sensiblement la durée des simulations en transformant le système d'équations différentielles partielles en un système d'équations différentielles ordinaires de dimension réduite. Par contre, sa mise en œuvre pose certains problèmes dans un contexte dynamique et ses résultats doivent être contre-vérifiés. Les résultats finaux ont tous été obtenus par différences finies en raison de la plus grande fiabilité de la méthode.

Le réacteur de blanchiment a été contrôlé à l'aide du contrôleur adaptatif à modèles pondérés (MWAC). Dans le cas étudié ici, l'adaptation avait lieu sur le retard et le gain alors que la constante de temps demeurait inchangée. Les valeurs des candidats possibles pour le gain et le retard ont été déterminées par simulation, d'abord pour en fixer les bornes puis pour en fixer le nombre.

Le contrôleur adaptatif utilise l'inverse de la norme de l'erreur entre les différents modèles de premier ordre avec retard et le procédé pour assigner une pondération à chaque modèle. Cette norme est affectée d'un facteur d'oubli pour donner plus d'importance aux données les plus récentes. De plus, la norme de l'erreur peut être portée à un exposant plus élevé pour accentuer plus rapidement les différences entre les pondérations accordées à chacun des modèles. Finalement, un seuil d'adaptation calculé d'après les valeurs des pondérations est calculé pour décider de l'adaptation. Le calcul de ce seuil pour les systèmes non linéaires comprend un paramètre facilitant l'adaptation en le ramenant vers sa valeur d'origine (maximale).

L'intégrale de l'erreur au carré a été utilisée comme critère de performance pour la recherche de valeurs adéquates attribuées aux trois paramètres précédents. De cette analyse, il ressort que le facteur d'oubli a une grande influence sur le retard identifié. Le seuil d'adaptation  $\alpha$ , quant à lui, a une influence sur les valeurs finales des pondérations: si l'adaptation s'effectue trop difficilement, le modèle retenu lors de la première adaptation ne pourra pas être modifié.

Les valeurs retenues pour ces trois paramètres sont de: quatre pour l'exposant de la norme de l'erreur, de 0.9 pour le facteur d'oubli et de 0.74 pour le facteur  $L_{\text{leak}}$  permettant d'augmenter la valeur du seuil d'adaptation. Ces paramètres sont demeurés inchangés lors de ce travail.

Plusieurs approches ont été utilisées pour effectuer le contrôle du réacteur de blanchiment et, dans chacune d'elles, la variable manipulée était le dioxyde de chlore à l'entrée. Les cas où une seule sonde était disponible en sortie du réacteur et où deux sondes étaient disponibles à l'entrée et à la sortie ont été étudiés. L'approche avec une seule sonde, comme toutes les approches entrée-sortie utilisées pour fins de comparaisons, souffre d'un manque de performance causé par le retard du procédé qui empêche de rejeter rapidement les perturbations sur le système. La variable contrôlée est la lignine en sortie du réacteur ce qui fait que la perturbation principale requiert une période de retard complète avant d'être seulement détectée.

Suivant l'hypothèse selon laquelle il n'y a qu'une seule sonde disponible située en sortie, deux autres techniques de contrôle ont été utilisées: le contrôleur de Dahlin et le contrôleur par matrice dynamique. Les résultats de simulations montrent que le contrôleur à modèles pondérés est plus efficace pour rejeter les perturbations de grandes

amplitudes. De plus, il semble plus robuste face à des perturbations sur le débit et sur les constantes cinétiques.

Pour le cas où deux sondes sont disponibles, le MWAC a été utilisé à l'intérieur de configurations en cascade et par anticipation. Ces deux approches ont comme principal avantage de réduire de beaucoup le temps requis pour le rejet de perturbation, ceci permet de réduire l'amplitude des déviations maximales. Ces approches ont enfin été comparées à une technique appelée « compensated brightness » qui consiste en un assemblage en cascade de deux contrôleurs PI. La variable contrôlée est alors une variable hybride qui est une somme pondérée de deux variables de sortie: le  $\text{ClO}_2$  et la lignine à la sortie du réacteur. Les meilleurs résultats de rejet de perturbation de la lignine ont été obtenus en utilisant la commande par anticipation augmentée d'une boucle de rétroaction reliant l'entrée et la sortie du réacteur afin d'annuler l'erreur causée par d'autres types de perturbations. Les réglages de la boucle de rétroaction sont demeurés les mêmes que pour l'approche entrée-sortie.



## 6.2 *Recommandations*

Un modèle plus complexe ainsi que le bruit de mesure et les contraintes de toute sorte sont des caractéristiques qui permettent de rendre la simulation d'un système plus près des conditions réelles d'utilisation et de minimiser les difficultés une fois rendu à l'implantation.

Dans ce travail, toutes les perturbations effectuées pour les simulations étaient de type déterministe. La suite logique du travail de simulation serait donc de passer à des perturbations plus réalistes c'est-à-dire de type stochastique pour mettre l'algorithme d'adaptation à l'épreuve et vérifier l'effet de l'augmentation de l'exposant de la norme de l'erreur en présence de bruit. Cet ajout permettra aussi de vérifier le choix des éléments discrets des plages de gain et de retard.

De plus, puisque les données sur la lignine ne sont disponibles qu'à des intervalles de plusieurs dizaines de minutes à cause du délais d'analyse, il serait bon d'observer l'effet de ce manque de données sur les performances de contrôle du système. Si les résultats n'étaient pas satisfaisants, on pourrait alors envisager de considérer l'information disponible sur le pH, la température ou autre pour tenter de prédire les perturbations. Cela impliquerait de mieux connaître ou du moins d'utiliser plus d'information sur les phénomènes en cause dans la réaction de la lignine avec le  $\text{ClO}_2$ , réaction qui constitue une zone d'ombre non négligeable dans les connaissances du système. Pour l'instant, on ne peut qu'espérer l'apparition d'un test de lignine fiable et rapide pour augmenter la fréquence d'acquisition de cette donnée.

## Références

ASTRÖM K.J., WITTENMARK B. (1973). On Self Tuning Regulators. Automatica, 9 , 185-199.

ASTRÖM K. J., WITTENMARK B. (1989). Adaptive Control. Addison-Wesley. Don Mills. 526.

BABARY J.P., BOUREL S., NIHTILÄ M.T., DOCHAIN D. (1996). Sur la représentation des systèmes à paramètres répartis. Les systèmes de régulation, 23.

BABARY J.P., JULIEN S., NIHTILÄ M.T., CZECZOT J., METZGER M. (1999). New boundary conditions and adaptive control of fixed-bed bioreactors. Chemical engineering and processing, 38 , 35-44.

BARRETTE M., PERRIER M. (1995). Modelling and Control of a Hypochlorite Bleaching Stage for Dissolving Pulp. Proceedings of Process Control Conference.

BIERMANN J. C. (1996). Handbook of pulping and papermaking. San Diego. Academic Press. 754.

BÖHM M., DEMETRIOU M.A., REICH S., ROSEN I.G. (1998). Model reference adaptive control of distributed parameters systems. SIAM journal of control and optimisation, 36 (1), 33-81.

BREWSTER D.B., DUMONT G.A., WELLS C.W., (1993). Mill-Wide Process Control and Information Systems. Savannah. The Joint Textbook Committee of the Paper Industry TAPPI CPPA. 287.

CAMACHO E.F., BORDONS C. (1995). Model predictive control in the process industry. New York. Springer-Verlag. 239.

CLAUBERG B., F.J. (1992). Issues in the implementation of an indirect adaptive control system. IEEE, 7 , 1068-1075.

CUTLER C.R. (1979) Dynamic Matrix Control-A computer control algorithm. AIChE National Meeting. Houston.

DAHLIN E.B. (1968). Designing and Tuning Digital Controllers. Instruments and Control Systems, 41 (juin), 77-83.

DANCKWERTS P.V. (1953). Continuous flow systems. Distribution of residence times. Chemical Engineering Science, 2 , 1-13.

DENCE C.W., R.D.W. (1996). Pulp Bleaching Principle and Practice. Atlanta. Tappi press, 868.

DOCHAIN D. (1995). Software sensors and adaptive control of biochemical processes. , 297-301.

DOCHAIN D., BABARY J.P., TALI-MAAMAR N. (1995). Modelling and adaptive control of nonlinear distributed parameter bioreactors via orthogonal collocation. Communication personnelle, . 25.

DUMONT G. A., MARTIN-SANCHEZ J.M., ZERVOS C. C., (1989). Comparison of an Auto-tuned PID Regulator and an Adaptive Predictive Control System on an Industrial Bleach Plant. Proceedings of IFAC Workshop on Adaptive Control of Chemical Processes. Frankfurt. Pergamon Press. 33-40.

FINLAYSON B. A. (1971). Packed bed reactor analysis by orthogonal collocation. Chemical engineering science, 26 , 1081-1091.

GARCIA C. E., PRETT D.M., MORARI M., (1989). Model Predictive Control: Theory and Practice-- a survey. Automatica, 25 (3), 335-348.

GENDRON S. (1997b). Kinetics of oxygen delignification. (BP0002). Pointe-Claire, Paprican, 11.

GENDRON, S. (1997a). Lignin profile in O<sub>2</sub> tower. (BP0004). Pointe-Claire, Paprican, 6.

GENDRON S., PERRIER.M., BARRETTE J., (1993). Deterministic adaptive control of SISO processes usin model weighting adaptation. Int. J. Control, 58 (5), 1105-1123.

GENDRON S., M.F., PHANEUF D., FAUBERT M. (1996). Dynamic model of a chlorine dioxide tower. (CLO2001). Montréal, Paprican, 19.

GENDRON S. (1997). Model Weighting adaptive control. Department of Electrical Engineering, Montréal, McGill, 107.

GENDRON S. (1999). Issues in modelling the dynamics of a chlorine dioxide tower for control. (BP0009). Pointe-Claire, Paprican, 19.

GRACE T.M., MALCOLM E.W., KOCUREK M.J.. (1989). Alkaline Pulping. Atlanta, Tappi press, 637.

HANG C. C., LEE.H.T., HO W. K.. (1993). Adaptive Control. Research Triangle Park, ISA, 261.

HANNA O. T., SANDALL O.C. (1995). Computational methods in chemical engineering. Upper saddle river, Prentice Hall, 456.

JULIEN s., BABARY J.P., NIHTILÄ M.T. (1995). On modelling of boundary conditions and estimation for fixed-bed reactors. Mathematical modelling of systems, 1 (4), 233-243.

KALMAN R. E. (1958). Design of a Self-Optimizing Control System. Trans. ASME, 80 (Ser. D), 468.

LANDAU I. D., LOZANO R., M'SAAD M.. (1998). Adaptive Control. New York, Springer, 562.

LEVENSPIEL O. (1999). Chemical reaction engineering. New York, John Wiley & Sons Inc., 668.

MARLIN T. E. (1995). Process Control : Designing Processes and Control Systems for Dynamic Performance. Toronto, McGraw-Hill, 954.

MURRAY-SMITH R. . J.T.A. (1997). Multiple Model Approaches to Modelling and Control. Bristol, Taylor & Francis, 342.

MUSKE K. R. ,RAWLINGS J. B. (1993). model predictive control with linear models. Process Systems Engineering, 39 (2), 262-287.

OGUNNAIKE B. A., RAY W.H. (1994). Process Dynamics, Modelling, and Control. New York, Oxford University Press, 1260.

PRYKE D.C., MCKENZIE D.J. (1997). Substitution of chlorine dioxide for chlorine in canadian bleached chemical pulp mills. Pulp and Paper Canada, 1 (jan), 27-29.

QUIN S. J., BADGWELL T.A. (1997-98). An overview of industrial model predictive control technology, 31.

QUIN S. J., BADGWELL T.A. (1997-98). An overview of nonlinear model predictive control applications, 24.

RANKIN P.A., BIALKOWSKI W.L. (1984). bleach plant computer control: design, implementation, and experience. TAPPI Journal, 67 (7), 66-70.

RENOU, S. (1997). Analyse et contrôle d'un système à paramètres distribués application au blanchiment par dioxyde de chlore. (1). Montréal. École Polytechnique de Montréal.

SALMI T., ROMANAINEN J.J. (1994). A novel exit boundary condition for the axial dispersion model. Chemical engineering and processing, 34 . 539-366.

SHOTT K. D., BEQUETTE.B.W. (1997). Multiple Model Adaptive Control. Multiple Model Approaches to modelling and control. J. T. A. Murray-Smith R. , Bristol. Taylor and Francis, 269-291.

SEBORG D. E., EDGARD T.F., SHAH S. L.. (1986). Adaptive Control Strategies for Process Control : A Survey. AIChE Journal, 32 (6), 881-913.

SMITH O.J.M. (1957). Closer control of loops with dead time. Chemical engineering progress, 53 (5), 217-219.

SMOOK G.A. (1992). Handbook for pulp and paper technologists. Vancouver. Angus Wilde Publications Inc., 419.

TALLI-MAAMAR N. (1994). Modélisation, analyse et commande d'un procédé biotechnologique a gradient spatial de concentration. (thèse de doctorat) Université Paul Sabatier de Toulouse : Laboratoire d'Automatique et d'Analyse des Systèmes du CNRS. 47-61.

VILLADSEN J., MICHELSEN M.I. (1978). Solution of differential equation models by polynomial approximation. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 446.

WANG H., WANG.A.P., DUNCAN S.. (1997). Advanced Process Control in Paper and Board Making. Leatherhead. Pira International, 322.

WYSOCKI M. (1983). Application of orthogonal collocation to simulation and control of first order hyperbolic systems. Mathematics and computers in simulation, XXV . 335-345.

YDSTIE B.E. (1996-1998). Certainty equivalence adaptive control: what's new in the gap? . 9-23.

YU C., ROY.R.J., KAUFMAN H.,BEQUETTE B. W., (1992). Multiple-Model Adaptive predictive Control of Mean Arterial Pressure and Cardiac Output. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 39 (8), 765-777.

## **Annexe A**

**Valeurs des critères d'erreur intégrale lors des simulations visant à choisir les paramètres du MWAC**

**Conditions de simulation**

temps de simulation	600 min
pôle du contrôleur	0.965
constante de temps	9 min
période d'échantillonnage	1 min
plage de gain	-0.006 -0.007 -0.008 -0.009 -0.01 -0.011 -0.012 -0.013
plage de retard	15.16.17...26

**Série 1**

facteur d'oubli = 0.95

	exposant de l'erreur			
$L_{leak}$	2	4	6	8
0.98	1.5378	1.5179	1.5077	1.5024
0.94	1.5385	1.5187	1.5094	1.5098
0.9	1.5402	1.5207	1.5153	1.5204
0.86	1.5409	1.5213	1.5164	1.5231
0.82	1.5422	1.5230	1.5173	1.5242
0.78	1.5433	1.5246	1.5185	1.5253
0.74	1.5444	1.5260	1.5201	1.5272
0.70	1.5454	1.5275	1.5224	1.5288



**Série 2**

facteur d'oubli = 0.9

	exposant de l'erreur			
$L_{leak}$	2	4	6	8
0.98	1.5069	1.5168	1.5153	1.5347
0.94	1.5067	1.5109	1.4988	1.5027
0.9	1.5024	1.4985	1.4870	1.5271
0.86	1.5008	1.4964	1.4860	1.5522
0.82	1.4990	1.4924	1.4895	1.5550
0.78	1.4973	1.4894	1.4916	1.5556
0.74	1.4970	1.4874	1.4926	1.5565
0.70	1.5016	1.4876	1.4925	1.5573

**Série 3**

facteur d'oubli = 0.85

	exposant de l'erreur			
$L_{leak}$	2	4	6	8
0.98	1.5426	1.5427	1.4781	1.6060
0.94	1.4913	1.5407	1.4759	1.5270
0.9	1.4869	1.4529	1.4847	1.5415
0.86	1.4861	1.4528	1.5133	1.5617
0.82	1.4841	1.4513	1.5107	1.5621
0.78	1.4874	1.4478	1.5062	1.5623
0.74	1.4882	1.4456	1.5050	1.5628
0.70	1.4908	1.4453	1.5044	1.5635

